



Universidad Nacional de Asunción
Facultad Politécnica

Esquemas Morfológicos Multiescala Basados en Operaciones de Top-Hat para Aplicaciones de Mejora y Fusión de Imágenes

Julio César Mello Román

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

San Lorenzo - Paraguay
Noviembre, 2021

Universidad Nacional de Asunción

Facultad Politécnica

**Esquemas Morfológicos Multiescala
Basados en Operaciones de Top-Hat
para Aplicaciones de Mejora y Fusión
de Imágenes**

Julio César Mello Román

Orientadores:

Prof. Horacio Andrés Legal Ayala, Dr.

Prof. José Luis Vázquez Noguera, Dr.

Prof. Miguel García Torres, Dr.

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

San Lorenzo - Paraguay

Noviembre, 2021

Mello Román, Julio César.

Esquemas Morfológicos Multiescala Basados en Operaciones de Top-Hat para Aplicaciones de Mejora y Fusión de Imágenes/ Julio César Mello Román
Orientadores: Dr. Horacio Legal Ayala, Dr. José Luis Vázquez Noguera y Dr. Miguel García Torres - - San Lorenzo : FPUNA, 2021.

Incluye bibliografía (CD)

Tesis Doctorado (Doctorado en Ciencias de la Computación). – UNA. Facultad Politécnica, 2021.

1. Mejora de la imagen. 2. Morfología matemática multiescala. 3. Fusión de imágenes. 4. Top-Hat.

Hoja de Aprobación de Tesis

Esquemas Morfológicos Multiescala Basados en Operaciones de Top-Hat para Aplicaciones de Mejora y Fusión de Imágenes

Julio César Mello Román

Tesis de Doctorado aprobada el 11 de Noviembre de 2021 por los siguientes
miembros del Jurado de Defensa:

Prof. Dr. Diego Pinto Roa (FP-UNA)

Prof. Dr. Jacques Facon (UFES-Brasil)

Prof. Dr. Pedro Gardel Sotomayor (UCA, Campus Alto Paraná)

Prof. Dr. Horacio Andrés Legal Ayala (FP-UNA), orientador

Prof. Dr. José Luis Vázquez Noguera (FP-UNA), co-orientador

Prof. Dr. Miguel García Torres (UPO-España), co-orientador

Prof. Dr. Horacio A. Legal Ayala

Coordinador Académico

Postgrado en Ciencias de la Computación

Facultad Politécnica

Universidad Nacional de Asunción

Prof. Dr. José L. Vázquez N.

Co-Orientador

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.

Agradezco a mi orientadores Horacio Legal Ayala, José Luis Vázquez Noguera y Miguel García Torres por acompañarme en este proceso.

Agradezco a los profesores, compañeros y amigos que me acompañaron durante mi formación.

Agradezco al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT, Paraguay) mediante el Proyecto POSG17-53 por la beca otorgada.

Julio César

Esquemas Morfológicos Multiescala Basados en Operaciones de Top-Hat para Aplicaciones de Mejora y Fusión de Imágenes

Autor: Julio César Mello Román

Orientadores:

Prof. Dr. Horacio Legal Ayala.

Prof. Dr. José Luis Vázquez Noguera.

Prof. Dr. Miguel García Torres.

Resumen

En este trabajo de tesis se presentan aplicaciones de la morfología matemática multiescala a la mejora de imágenes médicas, infrarrojas, visibles y su extensión a técnicas de fusión de imágenes visibles e infrarrojas. La transformada de top-hat clásica es una operación de la morfología matemática que es utilizada en los procesos de mejora de contraste y fusión de imágenes. Pero esta operación genera saturaciones en el proceso de mejora de la imagen especialmente en los bordes de las imágenes. A lo largo de este trabajo se propone reducir el efecto de saturación en algoritmos basados en morfología matemática multiescala utilizando diferentes estrategias en la transformada de Top-Hat. Además, estas variaciones fueron probadas en nuevos algoritmos basados en morfología matemática multiescala aplicados a la mejora de contraste de imágenes médicas, imágenes infrarrojas e imágenes visibles y en técnicas de fusión de imágenes visibles e infrarrojas. Los resultados obtenidos muestran imágenes médicas, infrarrojas, visibles e imágenes fusionadas con realce de contraste, mejora de detalles, preservación de brillo y bordes.

Palabras claves: Mejora de la imagen. Morfología matemática multiescala. Fusión de imágenes. Top-Hat.

Multiscale Morphological Approach Based on Top-Hat Operations for Image Enhancement and Fusion Applications.

Author: Julio César Mello Román

Advisors:

Prof. Dr. Horacio Legal Ayala.

Prof. Dr. José Luis Vázquez Noguera.

Prof. Dr. Miguel García Torres.

Summary

This thesis work presents applications of multiscale mathematical morphology to contrast enhancement of medical, infrared, visible images and its extension to visible and infrared image fusion techniques. The classical top-hat transform is a mathematical morphology operation that is used in contrast enhancement and image fusion processes. But this operation generates saturations in the image enhancement process especially at the edges of the images. Throughout this work, it is proposed to reduce the saturation effect in multiscale mathematical morphology based algorithms using different strategies in the Top-Hat transform. Furthermore, these variations were tested in new algorithms based on multiscale mathematical morphology applied to contrast enhancement of medical images, infrared images and visible images and in visible and infrared image fusion techniques. The results obtained show medical, infrared, visible and fused images with contrast enhancement, detail enhancement, brightness preservation and edge preservation.

Keywords: Image enhancement. Multiscale mathematical morphology. Image fusion. Top-Hat.

Apéndice General

Lista de Figuras	xii
Lista de Tablas	xiv
Lista de Abreviaturas	xvii
Lista de Símbolos	xix
1 Introducción	1
1.1 Relevancia y Originalidad	4
1.2 Objetivo General	6
1.3 Objetivos Específicos	6
1.4 Contribuciones	6
1.4.1 Publicaciones en revistas de alto impacto	6
1.4.1.1 Artículos de algoritmos basados en enfoques morfológicos multiescala para mejora de imágenes	6
1.4.1.2 Artículos de algoritmos basados en la modifi- cación del Histograma para mejora de imágenes	7
1.4.2 Publicaciones en congresos internacionales	7
1.4.3 Publicación como capítulo de libro	9
1.4.4 Bases de datos	9
1.4.5 Otras publicaciones	9
2 Mejora de Entropía y Contraste de Imágenes Térmicas In- frarrojas utilizando la Transformada de Top-Hat Multiescala	11
2.1 Resumen	11

2.2	Morfología Matemática	12
2.3	Top-Hat	13
2.4	Top-Hat con dos elementos estructurantes	13
2.5	Algoritmo propuesto	15
2.6	Resultados y Discusiones	15
2.6.1	Resultados experimentales	16
2.6.2	Análisis general de los métodos	20
2.7	Conclusiones	21
3	Mejora de Imágenes con Preservación del Brillo Medio y Detalles a través de la Transformada de Top-Hat Multiescala	25
3.1	Resumen	25
3.2	Algoritmo propuesto	26
3.3	Resultados experimentales	27
3.4	Conclusiones	31
4	Mejora de contraste y detalles de imágenes médicas utilizando un enfoque morfológico multiescala	32
4.1	Resumen	32
4.2	Algoritmo propuesto	33
4.3	Resultados experimentales	34
4.4	Conclusiones	36
5	Mejora de imágenes microscópicas de minerales a través de la transformada de Top-Hat multiescala	39
5.1	Resumen	39
5.2	Algoritmo propuesto	40
5.3	Resultados Experimentales	41
5.3.1	Configuración de parámetros	41
5.3.2	Métricas de evaluación	42
5.3.3	Resultados numéricos	43
5.3.4	Resultados visuales	44
5.4	Conclusiones	48

6	Mejora de Radiografías Panorámicas de Dientes	49
6.1	Conceptos básicos	50
6.1.1	Transformaciones geodésicas	50
6.1.2	Top-Hat por reconstrucción	51
6.2	Algoritmo propuesto	52
6.3	Resultados y discusiones	53
6.3.1	Métricas de evaluación	53
6.3.2	Resultados experimentales	54
6.3.3	Resultados numéricos y visuales	55
6.3.4	Utilidad para el diagnóstico en el ámbito clínico	61
6.4	Conclusiones	61
7	Mejora de las imágenes de dermatoscopia mediante operaciones morfológicas multiescala	62
7.1	Resumen	62
7.2	Algoritmo propuesto	63
7.3	Resultados y Discusiones	64
7.3.1	Ajuste de parámetros	64
7.3.1.1	Resultados numéricos	64
7.3.2	Evaluación visual por parte del dermatólogo	65
7.3.3	Comparación del algoritmo propuesto con los algoritmos del estado del arte	67
7.3.3.1	Resultados numéricos	68
7.3.3.2	Evaluación visual por parte del dermatólogo	72
7.4	Conclusiones	73
8	Un Método Morfológico Multiescala para la Fusión de Imágenes Visibles e Infrarrojas	74
8.1	Resumen	74
8.2	Esquema de fusión de imágenes visible e infrarroja	75
8.2.1	Primera etapa	75
8.2.2	Segunda etapa	75
8.2.3	Tercera etapa	76

8.2.4	Cuarta etapa	77
8.3	Resultados experimentales	77
8.3.1	Resultados numéricos	78
8.3.2	Resultados visuales	79
8.4	Conclusiones	80
9	Conclusiones y trabajos futuros	86
9.1	Conclusiones	86
9.2	Trabajos futuros	87
A	Artículos publicados en revistas de alto impacto	100

Lista de Figuras

2.1	Mejora de contraste basado en la transformada de top-hat clásica.	14
2.2	Mejora de contraste. (a) imagen mejorada con la ecuación 2.7 y (b) imagen mejorada con la propuesta.	15
2.3	(a) Imagen original <i>449.png</i> , $E = 7.2210$, $SD = 53.1827$; (b) Imagen mejorada con el algoritmo IRHE2PL, $E = 7.2058$, $SD = 53.3164$, y $PSNR = 48.0940$ y (c) Imagen mejorada con el algoritmo propuesto, $E = 7.2411$, $SD = 62.8887$, y $PSNR = 20.6578$	20
2.4	Ejemplo de comparación de una imagen infrarroja con un fondo oscuro. (a) Imagen original, (b) Imagen mejorado con el método HE, (c) Imagen mejorado con el CLAHE, (d) Imagen mejorado con el método IRHE2PL, (e) Imagen mejorado con el método MMIIE, y (f) Imagen mejorado con el método propuesto.	22
2.5	Este ejemplo muestra un imagen infrarroja con fondo oscuro y objetivos semibrillantes. (a) Imagen original, (b) Imagen mejorado con HE, (c) Imagen mejorado con CLAHE, (d) Imagen mejorado con IRHE2PL, (e) Imagen mejorado con MMIIE, y (f) Imagen mejorado con el método propuesto.	23
2.6	Imagen infrarroja con contraste y detalle mejorados, (a) el Imagen original con $E = 6.9334$ y $SD = 58.24$ y (b) el Imagen infrarroja mejorado con el algoritmo propuesto con $E = 7.5783$ y $SD = 70.7615$	24

3.1	Imagen mejorada con MSTH y MSTH2SE	29
3.2	Imagen mejorada con los algoritmos HE, CLAHE, MSTH y el método propuesto.	30
4.1	Imagen de retina mejorada con los algoritmos HE, DSIHE, QHELC, MSTH, MSTHR y MTHT2SE.	37
4.2	Imagen de torax mejorada con los algoritmos HE, DSIHE, QHELC, MSTH, MSTHR y MTHT2SE.	38
5.1	(a) Fragmento de mineral arsenolamprita, (b) MSTHT, (c) CTO, (d) MC, (e) TOOC, (f) COC, (g) HE, (h) CLAHE. . . .	45
5.2	(a) Clúster homogéneo de illita, (b) MSTHT, (c) CTO, (d) MC, (e) TOOC, (f) COC, (g) HE, (h) CLAHE.	46
5.3	(a) Placa de hielo hexagonal, (b) MSTHT, (c) CTO, (d) MC, (e) TOOC, (f) COC, (g) HE, (h) CLAHE.	47
6.1	Gráficos de caja de los resultados obtenidos por los algoritmos.	56
6.2	Resultados visuales para las radiografías panorámicas.	59
6.3	Resultados visuales.	60
7.1	Comparación con respecto a la métrica E	65
7.2	Comparación con respecto a la métrica PSNR	66
7.3	Relación entre PSNR y REC	66
7.4	Resultados visuales obtenidos por MGRTH con diferentes ω . .	67
7.5	Resultados visuales obtenidos por MGRTH en las diferentes iteraciones.	68
7.6	Comparación con respecto a la métrica E	69
7.7	Imagen de melanoma maligno. Resultados visuales obtenidos por los algoritmos.	72
7.8	Imagen benigna. Resultados visuales obtenidos por los algo- ritmos.	73
8.1	Imágenes fusionadas de “Camp”.	80
8.2	Imágenes fusionadas de “Road 2”.	83
8.3	Imágenes fusionadas de “T3”.	84

8.4	Imágenes fusionadas de “Octec”.	85
-----	---	----

Lista de Tablas

2.1	Rendimiento de los diferentes algoritmos de mejora de contraste considerados en este estudio utilizando 450 imágenes infrarrojas térmicas.	18
3.1	Promedio de las 200 imágenes en escala de grises evaluadas con el algoritmo MSTH y MSTH2SE.	28
3.2	Promedio de las 200 imágenes en escala de grises evaluadas con los algoritmos HE, CLAHE, MSTH y el método propuesto.	30
4.1	Promedio de las 30 imágenes médicas de la base de datos Open-i procesadas por los algoritmos HE, DSIHE, QHELC, MSTH, MSTHR y MTHT2SE.	35
4.2	Promedio de las 20 imágenes médicas de la base de datos DRIVE procesadas por los algoritmos HE, DSIHE, QHELC, MSTH, MSTHR y MTHT2SE.	36
5.1	Características del ordenador.	41
5.2	Configuración de parámetros.	42
5.3	Promedio de las 100 imágenes minerales procesadas con los algoritmos CTO, MC, TOOC, COC, HE, CLAHE y MSTHT.	43
5.4	Promedio de tiempo computacional (ms) de las 100 imágenes de minerales procesadas con los algoritmos CTO, MC, TOOC, COC y MSTHT.	44
6.1	Resultados promedios obtenidos por los algoritmos.	55

6.2	Resultados obtenidos mediante la Prueba de Rangos con Signos de Wilcoxon para observaciones emparejadas.	57
7.1	Parámetros del algoritmo propuesto.	64
7.2	Parámetros de los algoritmos basados en la morfología matemática multiescala.	69
7.3	Resultados promedios obtenidos por los algoritmos comparados.	70
7.4	Prueba de Rangos con Signos de Wilcoxon para observaciones emparejadas.	71
8.1	Parámetros iniciales de los algoritmos basados en morfología matemática.	79
8.2	Evaluaciones obtenidas por los Algoritmos.	82

Lista de Abreviaturas

MSTHT2SE: *Multi-Scale Top-Hat Transform using Two Structuring Elements for thermal infrared images enhancement.*

MSTH2SE: *Multi-Scale Top-Hat transform using Two Structuring Elements for image enhancement.*

MTHT2SE: *Multiscale Top-Hat Transform for medical image enhancement.*

Multi-Scale Top-Hat Transform for mineral image enhancement.

MSTH: *Multi-Scale Top-Hat transform for contrast enhancement.*

CTO: *Contrast Toggle Operator.*

MC: *Morphological Center operator-based feature extraction.*

TOOC: *morphological enhancement based on the Toggle Operator using Opening and Closing.*

COC: *Center Operator Construction.*

MMIIE: *Multiscale Morphological Infrared Image Enhancement.*

MSTHR: *Multi-Scale Top-Hat transform by Reconstruction for contrast enhancement.*

HE: *Histogram Equalization.*

CLAHE: *Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization.*

DSIHE: *Dual Sub-Image Histogram Equalization.*

QHELC: *Quadri-Histogram Equalization with Limited Contrast.*

IRHE2PL: *A new adaptive contrast enhancement algorithm for infrared images based on double plateaus histogram equalization.*

AF: *Average Fusion.*

LP: *Laplacian Pyramid.*

RP: *Ratio of low-pass Pyramid.*

GTF: *Gradient Transfer Fusion.*

CVT: *CurVelet Transform.*

MMAF: *Multiscale Morphological Approach to image Fusion.*

THF: *Top-Hat transform to image Fusion.*

WMSTH: *Weight strategy aided infrared and visible image fusion utilizing the center operator from opening and closing based toggle operator.*

MSTHGR: *Multi-Scale Top-Hat transform powered by Geodesic Reconstruction for panoramic dental radiography enhancement.*

SD: *Standard Deviation.*

PSNR: *Peak Signal-to-Noise Ratio.*

E: *Entropy.*

AMBE: *Absolute Mean Brightness Error.*

γ : *Linear blur index.*

REC: *Relative Enhancement in Contrast.*

CIR: *Contrast Improvement Ratio.*

Lista de Símbolos

I	Imagen original	12
B	Elemento estructuturante	12
B'	Elemento estructuturante	12
(u,v)	Coordenada espacial de la imagen	12
(s,t)	Coordenada espacial del elemento estructurante	12
$I \oplus B$	Operación de dilatación	12
$I \ominus B$	Operación de erosión	12
I_E	Imagen mejorada	13
TH	Top-Hat por apertura o blanca	13
BH	Top-Hat por cierre u oscura	13
B_i	Elemento estructuturante escalable	16
B'_i	Elemento estructuturante escalable	16
n	Número de iteraciones	16
ω	Función de pesos	16
TH_i	i -escalas de brillos	16
BH_i	i -escalas de oscuridad	40
STH_{i-1}	$(i - 1)$ -diferencias de las escalas de brillo	63
SBH_{i-1}	$(i - 1)$ -diferencias de las escalas de oscuridad	63
ATH	Adición de todas las escalas de brillos	40
ABH	Adición de todas las escalas de oscuridad	40
$ASTH$	Adición de todas las escalas de brillos por sustracción	40
$ASBH$	Adición de todas las escalas de oscuridad por sustracción	40

MTH	Máximo de todas las escalas de brillos.....	33
MBH	Máximo de todas las escalas de oscuridad.....	33
$MSTH$	Máximo de todas las escalas de brillos por sustracción.....	33
$MSBH$	Máximo de todas las escalas de oscuridad por sustracción....	33
IR	Imagen infrarroja.....	74
VIS	Imagen visible.....	74
I_b	Imagen base.....	75
$MRTH_i$	Fusión de las multiples escalas brillantes.....	76
$MRBH_i$	Fusión de las multiples escalas oscuras.....	76
MSW_{i-1}	Fusión de las multiples escalas brillantes de las diferencias entre escalas.....	76
MSB_{i-1}	Fusión de las multiples escalas oscuras de las diferencias entre escalas.....	76
I_F	Imagen fusionada.....	77

Capítulo 1

Introducción

En el procesamiento digital de imágenes una técnica muy importante es la mejora de la imagen. Esta es utilizada frecuentemente para resaltar la información clave de una imagen. Tiene como objetivo hacer que las imágenes sean más adecuadas para una aplicación específica [58]. A pesar del progreso creciente en los métodos de captura, las imágenes producidas pueden no presentar la calidad suficiente. Algunas de las razones por las cuales las imágenes pueden ser de baja calidad son: ruidos ambientales, condiciones de iluminación deficientes y limitaciones técnicas de los dispositivos de captura de imágenes. Estos problemas pueden ser solucionados utilizando algoritmos de realce de la imagen [30].

En el procesamiento digital de imágenes, los algoritmos de mejora de contraste pueden ser clasificados de diferentes maneras. Uno de los algoritmos más populares para mejorar el contraste en imágenes digitales es el Histogram Equalization (HE) [28]; su popularidad se debe a su rápida implementación y efectividad al mejorar el contraste. Sin embargo, el HE introduce artefactos visuales en el fondo de la imagen y causan saturaciones en áreas pequeñas, pero visualmente importantes [92]. Debido a esto, existen diferentes variaciones del HE que mejoran su rendimiento al conservar el brillo natural de las imágenes [95, 47, 40, 56, 23, 79].

Otros algoritmos nuevos de mejora de contraste son los basados en morfología matemática, que aunque son técnicas muy recientes han mostrado su potencial en mejorar imágenes de todo tipo.

La morfología matemática es una teoría para el análisis de las estructuras espaciales y está compuesta por diferentes tipos de técnicas para procesar y analizar imágenes [81]. Los operadores morfológicos se utilizan para extraer diferentes tipos de características de la imagen, que posteriormente son utilizados para realizar una mejora en la imagen. La transformada de Top-Hat es un operador compuesto y es utilizado de manera estratégica para realizar mejoras en la imagen [83]. En un esquema simple y general, la mejora de imagen utilizando la transformada de Top-Hat consiste en añadir a la imagen original las zonas brillantes obtenidas por el Top-Hat y luego se le resta a la imagen original las zonas oscuras obtenidas por el Bottom-Hat [83].

Aunque la transformada de Top-Hat se ha mostrado eficiente en mejorar imágenes de todo tipo [34], suele introducir saturaciones en los bordes de las imágenes. Para suavizar este inconveniente a lo largo de los años se han propuesto variaciones a esta técnica. Bai [16, 15] propuso utilizar dos elementos estructurantes, de tamaños iguales pero con formas distintas (uno circular y otro con forma de anillo), para detectar objetivos pequeños en imágenes infrarrojas. En Soille [80] se muestra la transformada de Top-Hat por reconstrucción geodésica, la cual es utilizada para conservar información del contorno. Al utilizar esta técnica se realiza una mejora moderada. Jochems [33, 80] propuso reconstruir el marcador (Top-Hat por reconstrucción) a partir de la máscara (Top-Hat clásico). Esta técnica al utilizarse en la mejora de contraste obtiene resultados intermedios entre utilizar el Top-Hat clásico y el Top-Hat por reconstrucción.

Para seguir mejorando el rendimiento de los realces de contraste de imágenes basados en Top-Hat, se propusieron utilizarlos en enfoques multiescala [49, 3, 55, 61, 38, 72, 71, 64, 45]. Este procedimiento mostró su eficiencia en mejorar las imágenes. Hasta el momento esta técnica se mostró superior en mejorar diferentes tipos de imágenes como imágenes visibles en escala de grises, imágenes a color, imágenes médicas, imágenes infrarrojas e imágenes de minerales. Otra utilidad que se le está dando a este enfoque es la fusión de imágenes [49, 26, 3, 6, 10, 59, 61, 55, 46, 72, 71, 67, 60, 13, 74].

La fusión de imágenes es una técnica de análisis de imágenes cuyo objetivo es combinar imágenes de la misma escena, obtenidas por diferentes

tipos de sensores, en una sola [32, 43, 13, 31]. Una cámara de vigilancia puede capturar una escena en el espectro visible e infrarrojo. La imagen visible proporciona información del contexto, como es la textura o detalles de la escena. La imagen infrarroja, sin embargo, puede mostrar objetivos ocultos dentro de la escena [23]. En la fusión de imágenes visible e infrarroja es muy importante extraer y combinar de manera eficiente las características de las imágenes fuente [13, 12], porque la imagen fusionada proporciona información detallada sobre la escena y además es más útil para la percepción visual humana y la visión por computador.

La fusión de imágenes, utilizando morfología matemática multiescala, fueron utilizadas en procesos de reconocimiento de rostro [29], en aplicaciones de vigilancia [53], detección de personas [84], seguimiento de objetos [41], entre otras [32, 43].

Las técnicas de fusión de imágenes desempeñan un papel importante en aplicaciones modernas y en la visión por computador. Estas tienen como objetivo combinar imágenes obtenidas por diferentes tipos de sensores para generar una imagen informativa que puede facilitar el procesamiento posterior. La clave de un excelente método de fusión son: (a) extracción efectiva de la información de las imágenes fuentes, y (b) las reglas apropiadas para la fusión. Esto permite extraer información útil de las imágenes originales para posteriormente integrarla en la imagen fusionada [43].

El esquema de fusión de imágenes infrarrojas y visibles basados en la transformada de top-hat multiescala comúnmente consta de cuatro pasos:

1. Paso 1: Se genera la imagen base fusionando las dos imágenes fuentes según una regla dada.
2. Paso 2: Cada imagen fuente se descompone en múltiples representaciones.
3. Paso 3: Las múltiples representaciones de las imágenes fuentes se fusionan de acuerdo a una regla dada.
4. Paso 4: Se realiza la fusión final mediante una regla dada, teniendo en cuenta las informaciones obtenidas en los pasos 1, 2 y 3.

El proceso de fusionar imágenes se puede realizar a nivel de pixel, a nivel de características y a nivel de decisión. La fusión de imágenes a nivel de pixel se da cuando se combinan las imágenes fuentes sin necesidad de procesarlas. La fusión a nivel de pixel es utilizada ampliamente en la mayoría de las aplicaciones de fusión de imágenes visible e infrarroja. Los métodos que fusionan a nivel de pixel son fáciles de implementar y menos costosos a nivel de cómputo. En la fusión a nivel de características, primeramente se procesan las imágenes fuentes a fin de combinarlas de acuerdo a las características de tamaño, forma, contraste y textura identificados en las imágenes de entrada. La fusión a nivel de decisión (fusión a nivel de símbolo) combina la información de las imágenes fuentes en el nivel más alto de abstracción utilizando reglas de decisión [42, 54].

1.1 Relevancia y Originalidad

Los esquemas morfológicos multiescala basados en la transformada de Top-Hat han mostrado un buen rendimiento en realzar el contraste, mejorar los detalles y conservar el brillo medio en diferentes tipos de imágenes digitales. Además, estas estructuras son fácilmente aplicadas en algoritmos de fusión de imágenes y han mostrado un buen desempeño en métricas como frecuencia espacial, entropía y contraste [66].

Actualmente algoritmos de mejora de contraste basados en morfología matemática multiescala son utilizados como un paso previo de otras aplicaciones de visión por computador. Por ejemplo, en [7] se presenta un esquema de fusión de imágenes médicas multimodales basados en la transformada de top-hat multiescala combinada con operadores morfológicos de contraste. En [89] se propuso un método de detección de bordes en imágenes basado en operadores de Top-Hat con elementos estructurantes multidireccionales y multiescalas. Este método se aplicó a la detección de bordes de imágenes patológicas tempranas OSAHS (Obstructive Sleep Apnea Hypopnea Syndrome). En [50] se propuso un enfoque de aprendizaje profundo utilizando redes neuronales convolucionales para detectar regiones de vasos en imágenes de angiografía. En este trabajo se utilizó el algoritmo Multi-

Scale Top-Hat transform for contrast enhancement (MSTH) [3] para preprocesar las imágenes realzando su contraste. En [27] se propuso un enfoque automático de segmentación de arterias coronarias. En la etapa de preprocesamiento, la imagen de entrada se procesó con el algoritmo MSTH para una mejor segmentación de las arterias coronarias. En [76] se utilizó el algoritmo MSTH en el primer paso en un algoritmo de detección de lesiones brillantes en imágenes de fondo de ojo. En [2] se propuso *Sine-Net*, una herramienta automatizada basada en una arquitectura de aprendizaje profundo totalmente convolucional para la segmentación de los vasos sanguíneos en retinografías. La arquitectura obtuvo mejores resultados de segmentación en tres bases de datos, al utilizar en el preprocesamiento la combinación de los algoritmos MSTH y Contrast-limited adaptive histogram equalization (CLAHE) [95].

Algunos inconvenientes encontrados en los enfoques morfológicos multiescala son expresado de manera general a continuación:

- La transformada de Top-Hat genera saturaciones al ser utilizada en técnicas de mejora de contraste y fusión de imágenes visibles e infrarrojas. Esta técnica al ser utilizada en enfoques multiescala generan saturaciones visiblemente mayores en las imágenes mejoradas. Aunque se han propuesto soluciones aún se siguen buscando técnicas para reducir el efecto que distorsiona las imágenes.
- Los métodos cuentan con múltiples parámetros que deben ser ajustados de acuerdo a un criterio. Lo cual es un desafío abierto a explorar.

En este trabajo se propone mejorar el rendimiento de los enfoques morfológicos multiescala en los siguientes aspectos:

- Mejorar las imágenes digitales evitando distorsionarlas.
- Ajustar los parámetros de los enfoques teniendo en cuenta el detalle de las imágenes.
- Obtener imágenes visibles e infrarrojas fusionadas con buen contraste y detalles.

1.2 Objetivo General

Desarrollar esquemas morfológicos multiescala basados en operaciones de Top-Hat para la mejora de diferentes tipos de imágenes y fusión de imágenes.

1.3 Objetivos Específicos

1. Proponer nuevos algoritmos basados en la transformada de Top-Hat multiescala para la mejora de diferentes tipos de imágenes digitales.
2. Proponer nuevos algoritmos basados en la transformada de Top-Hat multiescala para la fusión de imágenes.
3. Comparar los algoritmos propuestos con algoritmos clásicos y actuales de mejora y fusión de imágenes.
4. Cuantificar el rendimiento de los resultados obtenidos por los algoritmos propuestos utilizando métricas objetivas de evaluación.

1.4 Contribuciones

1.4.1 Publicaciones en revistas de alto impacto

1.4.1.1 Artículos de algoritmos basados en enfoques morfológicos multiescala para mejora de imágenes

- Mello Román, J. C. et al. *Entropy and Contrast Enhancement of Infrared Thermal Images Using the Multiscale Top-Hat Transform*, Entropy, vol. 21, no. 3, p. 244, Mar. 2019. Doi: <https://doi.org/10.3390/e21030244>
- Mello Román, J. C. et al. *Medical Image Enhancement With Brightness and Detail Preserving Using Multiscale Top-hat Transform by Reconstruction*, Electronic Notes in Theoretical Computer Science,

vol. 349, pp. 69 – 80, Jun. 2020. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.entcs.2020.02.013>

- **Mello Román, J. C. et al.** *Panoramic Dental Radiography Image Enhancement Using Multiscale Mathematical Morphology*, Sensors, vol. 21, no. 9, p. 3110, Apr. 2021. Doi: <https://doi.org/10.3390/s21093110>
- **Mello Román, J. C. et al.** *Dermoscopy Images Enhancement via Multi-Scale Morphological Operations*. Applied Sciences, 11(19), 9302, 2021. Doi: <https://doi.org/10.3390/app11199302>

1.4.1.2 Artículos de algoritmos basados en la modificación del Histograma para mejora de imágenes

- Brizuela Pineda, I. A., Medina Caballero, R. D., Cáceres Silva, J. J., **Mello Román, J. C.**, and Vázquez Noguera, J. L. *Quadri-histogram equalization using cutoff limits based on the size of each histogram with preservation of average brightness*, Signal, Image and Video Processing, vol. 13, no. 5, pp. 843-851, Jan. 2019. Doi: <https://doi.org/10.1007/s11760-019-01420-9>
- Medina Caballero, R. D., Brizuela Pineda, I. A., **Mello Román, J. C.**, Vázquez Noguera, J. L., and Cáceres Silva, J. J., *Quadri-Histogram Equalization for infrared images using cut-off limits based on the size of each histogram*, Infrared Physics & Technology, vol. 99, pp. 257-264, Jun. 2019. Doi: <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2019.03.016>

1.4.2 Publicaciones en congresos internacionales

- **Mello Román, J. C. et al.**, *Top-Hat Transform for Enhancement of Aerial Thermal Images*, 2017 30th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI), Oct. 2017. Doi: <https://doi.org/10.1109/sibgrapi.2017.43>

- **Mello Román, J. C. et al.**, *Image enhancement with preservation of brightness and details using multiscale top-hat transform*, 2019 XXII Symposium on Image, Signal Processing and Artificial Vision (STSIVA), Apr. 2019. Doi: <https://doi.org/10.1109/stsiva.2019.8730255>
- Saravia, C. A., Mereles Peralta, M. E., **Mello Román, J. C.**, Noguera, J. L. V., and Legal-Ayala, H., *Fusion of infrared and visible images using multiscale morphology*, 2019 XLV Latin American Computing Conference (CLEI), Sep. 2019. Doi: <https://doi.org/10.1109/clei47609.2019.235085>
- **Mello Román, J. C. et al.**, *Image enhancement with mean brightness preservation based on multiscale top-hat transform*, Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics, Feb. 2020. Doi: <https://doi.org/10.5540/03.2020.007.01.0392>
- **Mello Román, J. C. et al.**, *Medical images contrast and detail enhancement using a multiscale morphological approach*, 2020 15th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI), Jun. 2020. Doi: <https://doi.org/10.23919/cisti49556.2020.9140951>
- **Mello Román, J. C. et al.**, *Applications of Multiscale Mathematical Morphology to Contrast Enhancement and Images Fusion*, 2020 15th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI), Jun. 2020. Doi: <https://doi.org/10.23919/cisti49556.2020.9141132>
- **Mello Román, J. C. et al.**, *A Multiscale Morphological Method for Visible and Infrared Images Fusion*, 2020 XLVI Latin American Computing Conference (CLEI), Oct. 2020. Doi: <https://doi.org/10.1109/clei52000.2020.00063>
- **Mello Román, J. C. et al.**, *Microscopy mineral image enhancement using multiscale Top-Hat transform*, 2021 XLVII Latin American Computing Conference (CLEI), Oct. 2021.

- Godoy Liseras, E. R., **Mello Román, J. C.**, Vázquez Noguera, J. L., Legal-Ayala, H., *Image Brightness reduction by canceling bright areas using brightness level and reconstruction by geodesic dilation*, 2021 XLVII Latin American Computing Conference (CLEI), Oct. 2021.

1.4.3 Publicación como capítulo de libro

- **Mello Román, J. C. et al.** *REALCE DA IMAGEM COM PRESERVAÇÃO DO BRILHO MÉDIO BASADA NA TRANSFORMADA TOP-HAT MULTI-ESCALA*, Investigación, Construção e Difusão do Conhecimento em Matemática, pp. 245-252, Jul. 2020. Doi: <https://doi.org/10.22533/at.ed.75620160725>
- Mendez, R., Cardozo, R., Noguera, J. L. V., Legal-Ayala, H., **Mello Román, J. C.**, Grillo, S., and García-Torres, M., *Color Image Enhancement Using a Multiscale Morphological Approach*, Computer Science - CACIC 2018, pp. 109-123, 2019.

1.4.4 Bases de datos

- Fretes, V. R., Adorno, C. G., **Mello Román, J. C. et al.**, *Panoramic radiography database* (Version 0.1) [Data set]. Zenodo. 2021. Doi: <http://doi.org/10.5281/zenodo.4457648>

1.4.5 Otras publicaciones

- **Mello Román, J. C.** Mejora de Contraste de Imágenes de Grietas de Concreto Utilizando Morfología Matemática. Revista de Ingeniería, Ciencias y Sociedad, vol. 2, pp. 28-32, 2020.
- Mello-Román, J. D., Hernández, A., **Mello-Román, J. C.**, Improved Predictive Ability of KPLS Regression with Memetic Algorithms, Mathematics, vol. 9, no. 5, p. 506, Mar. 2021. Doi: <https://doi.org/10.3390/math9050506>

El trabajo esta dividido en 9 capítulos. En el Capítulo 1 se presentan la introducción, objetivos y principales aportes de la tesis. En el Capítulo 2 se presenta un algoritmo de mejora de entropía y contraste de imágenes térmicas infrarrojas aéreas. En el Capítulo 3 se presenta un algoritmo de mejora de imágenes visibles. En el Capítulo 4 se presenta un algoritmo de mejora de contraste y detalles de imágenes médicas. En el Capítulo 5 se presenta un algoritmo de mejora de imágenes microscópicas de minerales utilizando la transformada de Top-Hat multiescala. En el Capítulo 6 se presenta un algoritmo de mejora de radiografías panorámicas de dientes utilizando la transformada de Top-Hat multiescala. En el Capítulo 7 se presenta un algoritmo de mejora de imágenes de dermatoscopia utilizando la transformada de Top-Hat multiescala. En el Capítulo 8 se presenta un algoritmo de fusión de imágenes visibles e infrarrojas utilizando un esquema morfológico multi-escala. Finalmente, en el Capítulo 9 se presentan las conclusiones generales de la tesis y trabajos futuros.

Capítulo 2

Mejora de Entropía y Contraste de Imágenes Térmicas Infrarrojas utilizando la Transformada de Top-Hat Multiescala

2.1 Resumen

La entropía discreta se utiliza para medir el contenido de una imagen, donde un valor más alto indica una imagen con más detalles. Las imágenes infrarrojas son capaces de revelar importantes objetivos ocultos. La desventaja de este tipo de imágenes es que su bajo contraste y nivel de detalle no se corresponden con la percepción visual humana. Estos problemas pueden ser causados por variaciones del entorno o por limitaciones de las cámaras que capturan las imágenes. En este capítulo presentamos un método que mejora los detalles de las imágenes infrarrojas, aumentando su entropía, preservando su apariencia natural y mejorando el contraste. El método propuesto extrae múltiples características de brillo y oscuridad de la imagen infrarroja. Esto se hace mediante la transformada de Top-Hat multiescala. Para mejorar la imagen infrarroja, se añaden múltiples escalas a las áreas brillantes y se restan múltiples áreas de oscuridad. El método se probó con 450 imágenes térmicas

infrarrojas de una base de datos pública ¹. La evaluación de los resultados experimentales muestra que el método propuesto mejora los detalles de la imagen aumentando la entropía, preservando también la apariencia natural y mejorando el contraste de las imágenes térmicas infrarrojas.

2.2 Morfología Matemática

La morfología matemática se desarrolló inicialmente para el análisis de estructuras geométricas, y gracias a su sólida base teórica esta siendo utilizado en diversas áreas de las ciencias [52, 48]. Las aplicaciones de la morfología matemática en el procesamiento de imágenes son diversas: mejora de contraste, fusión de imágenes, reducción de ruido, segmentación, clasificación, entre otras. El objetivo de las transformaciones morfológicas es extraer estructuras geométricas de la imagen [82].

Las operaciones morfológicas se definen en base a la teoría de conjuntos y trabajan con dos tipos de conjuntos, el primer conjunto es la imagen original y el segundo conjunto es el elemento estructurante. La morfología matemática se sustenta en dos transformaciones morfológicas básicas: la erosión y la dilatación. La dilatación $(I \oplus B)$ y la erosión $(I \ominus B)$ de la imagen I por el elemento estructurante B , se definen como:

$$(I \oplus B)(u, v) = \max_{(s,t) \in B} \{I(u + s, v + t) + B(s, t)\}, \quad (2.1)$$

$$(I \ominus B)(u, v) = \min_{(s,t) \in B} \{I(u + s, v + t) - B(s, t)\}, \quad (2.2)$$

donde I es la imagen original cuyos píxeles están representados para todas las coordenadas espaciales (u, v) y un elemento estructurante B cuyas coordenadas espaciales están representadas por (s, t) .

Las operaciones de apertura $(I \circ B)$ y cierre $(I \bullet B)$ de I por B se definen

¹ASL Datasets: <https://projects.asl.ethz.ch/datasets/doku.php?id=%20ir:iricra2014>

a partir de los conceptos de dilatación y erosión como sigue:

$$I \circ B = (I \ominus B) \oplus B, \quad (2.3)$$

$$I \bullet B = (I \oplus B) \ominus B. \quad (2.4)$$

2.3 Top-Hat

La transformada de Top-Hat [82] se define a partir de las operaciones de apertura y cierre morfológico de la siguiente manera:

$$TH = I - (I \circ B) = I - ((I \ominus B) \oplus B), \quad (2.5)$$

$$BH = (I \bullet B) - I = ((I \oplus B) \ominus B) - I. \quad (2.6)$$

El TH obtiene las áreas brillantes y el BH obtiene las áreas oscuras perdidas en las operaciones de apertura y cierre.

La mejora de contraste [82] utilizando en la transformada de Top-Hat se define como:

$$I_E = I + TH - BH, \quad (2.7)$$

donde I_E es la imagen con mejora de contraste.

En la Figura 7.1 podemos visualizar la mejora de contraste de la imagen basado en la transformada de top-hat con diferentes tamaños de elementos estructurantes.

2.4 Top-Hat con dos elementos estructurantes

Para mejorar el rendimiento de la transformada de Top-Hat clásica, se utilizarán dos elementos estructurantes en las operaciones básicas de la morfología matemática.

Sean los elementos estructurantes B y B' geoméricamente proporcionales y planos. La transformada de top-hat con dos elementos estruc-

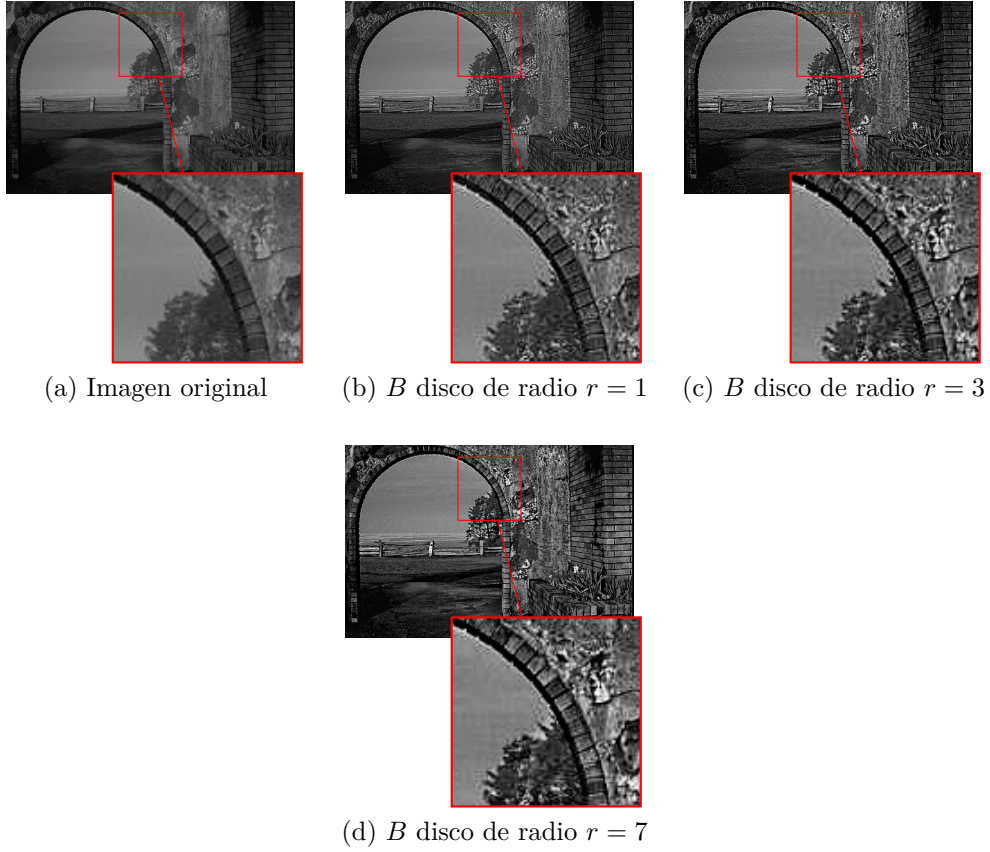


Figura 2.1: Mejora de contraste basado en la transformada de top-hat clásica.

turantes se define como sigue [65]:

$$TH = I - ((I \ominus B) \oplus B'), \quad (2.8)$$

$$BH = ((I \oplus B) \ominus B') - I. \quad (2.9)$$

Las ecuaciones 2.8 y 2.9 se utilizarán para mejorar la imagen dentro del esquema utilizando la el esquema morfológico multiescala.

En la Figura 7.2 podemos ver la mejora de contraste basado en la transformada de top-hat propuesta introduce menos distorsiones que al utilizar la transformada de top-hat clásica en la mejora de contraste.

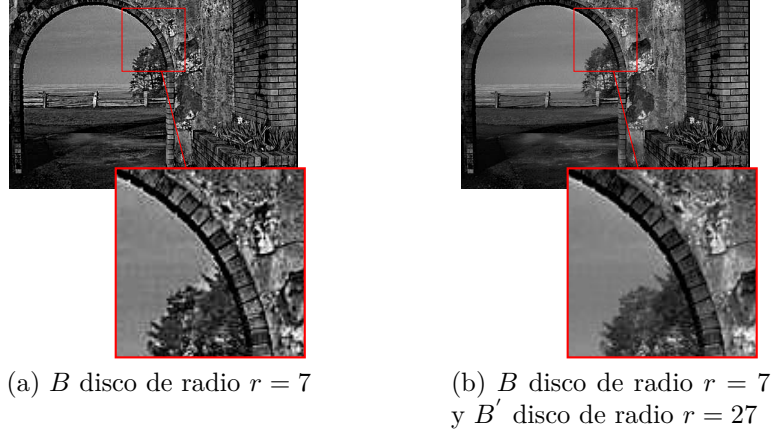


Figura 2.2: Mejora de contraste. (a) imagen mejorada con la ecuación 2.7 y (b) imagen mejorada con la propuesta.

2.5 Algoritmo propuesto

En el Algoritmo 1, denominado *Multi-Scale Top-Hat Transform using Two Structuring Elements for thermal infrared images enhancement* (MSTHT2SE), se describen los procesos de mejora de las imágenes térmicas infrarrojas.

A continuación se presenta los resultados experimentales obtenidos por el algoritmo propuesto para la mejora de las imágenes térmicas infrarrojas.

2.6 Resultados y Discusiones

Para las pruebas se seleccionaron aleatoriamente 450 imágenes térmicas infrarrojas de una base de datos pública². En total se analizaron 9 escenas. Cada escena consta de 50 imágenes térmicas infrarrojas, cuyas dimensiones son de 324×256 . Los resultados numéricos fueron evaluados con las métricas: *Standard Deviation* (SD), *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR), *Entropy* (E), *Absolute Mean Brightness Error* (AMBE), linear blur index γ ,

El algoritmo propuesto fue comparado con métodos populares de la literatura. Los algoritmos utilizados para realizar la comparación contra el algo-

²ASL Datasets: <https://projects.asl.ethz.ch/datasets/doku.php?id=ir:iricra2014>

Algoritmo 1 : Multi-Scale Top-Hat Transform using Two Structuring Elements for thermal infrared images enhancement (MSTHT2SE)

Entrada: I (*Imagen original*), B (*Elemento estructurante*), B' (*Elemento estructurante*), n (*Número de iteraciones*), ω (*Peso de ajuste de contraste*)

Salida: I_E (*Imagen mejorada*)

Inicializar parámetros : B, B'

- 1: **desde** $i = 1$ **to** n **hacer**
 - 2: *Extracción de características.*
 $TH_i = I - ((I \ominus B_i) \oplus B'_i)$
 $BH_i = ((I \oplus B_i) \ominus B'_i) - I$
 - 3: *Sustracción de escalas vecinas.*
 $STH_{i-1} = \begin{cases} TH_i - TH_{i-1}, & \text{to } i = 2 \\ TH_i - STH_{i-2}, & \text{to } i > 2 \end{cases}$
 $SBH_{i-1} = \begin{cases} BH_i - BH_{i-1}, & \text{to } i = 2 \\ BH_i - SBH_{i-2}, & \text{to } i > 2 \end{cases}$
 - 4: **fin desde**
 - 5: *Obtención de valores máximos por medio de la suma de las múltiples escalas.*
 $ATH = \sum_{i=1}^n \{TH_i\},$
 $ABH = \sum_{i=1}^n \{BH_i\},$
 $ASTH = \sum_{i=1}^{n-1} \{STH_{i-1}\},$
 $ASBH = \sum_{i=1}^{n-1} \{SBH_{i-1}\}$
 - 6: *Mejora de la imagen visible.*
 $I_E = I + \omega \times (ATH + ASTH) - \omega \times (ABH + ASBH)$
 - 7: **return** I_E
-

ritmo propuesto fueron: HE, CLAHE, *A new adaptive contrast enhancement algorithm for infrared images based on double plateaus histogram equalization* (IRHE2PL) [40], y *Multiscale Morphological Infrared Image Enhancement* (MMIIE) [11].

2.6.1 Resultados experimentales

Los parámetros de los distintos algoritmos son los siguientes:

- El CLAHE se implementó con el programa MATLAB y se utilizó sus valores por defecto.

- El IRHE2PL se implementó utilizando los parámetros que se describen en [40].
- El MMIIE se implementó utilizando el número de iteraciones $n = 9$ y los pesos en $w_1 = 0.6$, $w_2 = w_3 = 1.5$. Por último, el elemento estructurante inicial B es un cuadrado de tamaño 3×3 .
- Para el algoritmo propuesto utilizamos $n = 8$, $\omega = 0,35$, y los elementos estructurantes iniciales B y B' cuadrados de 3×3 y 15×15 , respectivamente.

Los métodos HE, IRHE2PL, MMIIE y el algoritmo propuesto se implementaron utilizando la biblioteca ImageJ [21].

En la Tabla 2.1 podemos observar los resultados numéricos obtenidos por los diferentes algoritmos.

Tabla 2.1: Rendimiento de los diferentes algoritmos de mejora de contraste considerados en este estudio utilizando 450 imágenes infrarrojas térmicas.

	Algoritmos	E	SD	PSNR	AMBE	γ
Escena 1	I	6.814	32.336	-	-	0.284
	HE	6.596	73.420	11.543	48.519	0.406
	CLAHE	7.557	50.808	15.984	24.259	0.401
	IRHE2PL	6.814	36.776	29.603	7.065	0.293
	MMIIE	6.910	43.573	17.005	25.392	0.164
	MSTHT2SE	7.418	60.136	16.767	1.887	0.273
Escena 2	I	7.039	55.330	-	-	0.454
	HE	6.844	73.364	20.479	3.101	0.400
	CLAHE	7.500	53.721	21.237	1.657	0.488
	IRHE2PL	7.036	58.604	33.310	6.802	0.453
	MMIIE	7.038	45.486	13.085	48.345	0.273
	MSTHT2SE	7.601	69.425	18.215	1.534	0.419
Escena 3	I	5.945	18.269	-	-	0.477
	HE	5.881	73.063	10.789	47.807	0.408
	CLAHE	6.970	32.154	19.839	18.275	0.485
	IRHE2PL	5.945	42.197	20.011	13.270	0.326
	MMIIE	6.133	20.900	17.288	32.819	0.127
	MSTHT2SE	6.826	30.332	23.205	0.136	0.273
Escena 4	I	6.808	41.521	-	-	0.342
	HE	6.642	73.148	12.977	41.972	0.407
	CLAHE	7.482	48.135	18.560	19.816	0.422
	IRHE2PL	6.808	56.144	22.617	11.306	0.313
	MMIIE	6.848	35.941	16.106	33.095	0.149
	MSTHT2SE	7.566	56.723	19.019	1.328	0.312
Escena 5	I	7.052	40.839	-	-	0.356
	HE	6.901	73.319	14.793	32.298	0.404
	CLAHE	7.620	50.630	17.786	15.352	0.433
	IRHE2PL	7.048	45.807	32.631	11.444	0.307
	MMIIE	7.025	44.123	15.660	34.956	0.173
	MSTHT2SE	7.505	61.669	17.599	2.584	0.317
Escena 6	I	6.272	24.626	-	-	0.152
	HE	6.158	72.882	8.091	86.636	0.408
	CLAHE	7.200	42.379	16.477	31.714	0.263
	IRHE2PL	6.272	37.308	21.316	17.733	0.179
	MMIIE	6.035	28.802	21.602	15.389	0.048
	MSTHT2SE	6.702	40.545	20.893	2.284	0.114
Escena 7	I	6.990	67.015	-	-	0.348
	HE	6.783	73.516	18.535	19.921	0.398
	CLAHE	7.548	66.298	19.828	7.159	0.400
	IRHE2PL	6.987	75.173	33.982	14.009	0.295
	MMIIE	7.125	53.062	12.017	54.459	0.327
	MSTHT2SE	7.204	75.462	19.735	1.405	0.323
Escena 8	I	6.219	28.522	-	-	0.237
	HE	6.131	72.805	8.042	89.033	0.409
	CLAHE	7.134	41.543	16.828	31.090	0.309
	IRHE2PL	6.219	62.031	11.319	60.173	0.334
	MMIIE	5.952	23.883	21.792	14.567	0.077
	MSTHT2SE	6.589	37.486	23.014	2.426	0.118
Escena 9	I	6.191	53.458	-	-	0.448
	HE	6.001	80.909	13.975	41.396	0.329
	CLAHE	6.459	59.638	19.045	13.075	0.440
	IRHE2PL	6.188	67.644	30.537	10.979	0.386
	MMIIE	6.438	50.305	11.052	65.813	0.433
	MSTHT2SE	6.254	66.401	18.794	7.105	0.378

Basándonos en los promedios de las métricas E, SD, PSNR, AMBE y γ podemos concluir que:

- Métrica E: El método CLAHE y el método propuesto son los métodos que tienen el mejor rendimiento en términos de entropía para las escenas 1 a 8. Sin embargo, en la escena 9 los métodos CLAHE y MMIIE tienen los mejores resultados.
- Métrica SD: Los métodos HE, CLAHE, IRHE2PL y el método propuesto mejoran el contraste del TII en las 9 escenas. El método MMIIE no mejoró el contraste de las escenas 2, 4, 7, 8 y 9. El método HE es el que mejor funciona en todas las escenas y el método propuesto ocupa el segundo lugar.
- Métrica PSNR: Los métodos que producen la menor distorsión a la imagen son el IRHE2PL, el método propuesto y el CLAHE.
- Métrica AMBE: Para todas las escenas, el mejor método en cuanto a mantener la luminosidad media es el método propuesto.
- Métrica γ : El método MMIIE y el método propuesto presentan los mejores resultados en cuanto a desenfoque.

En los resultados de las escenas 7 y 9 podemos ver que el método IRHE2PL no mejora la entropía de la imagen, pero tiene una PSNR más alta que el método propuesto. Esto se debe a que IRHE2PL genera una imagen muy similar a la imagen original. La Figura 2.3 muestra que la TII (escena 9) mejorada con el método IRHE2PL (Figura 2.3b) es muy similar a la imagen original (Figura 2.3a), al contrario que el método propuesto, que mejora la entropía y el contraste de la imagen (Figura 2.3c).

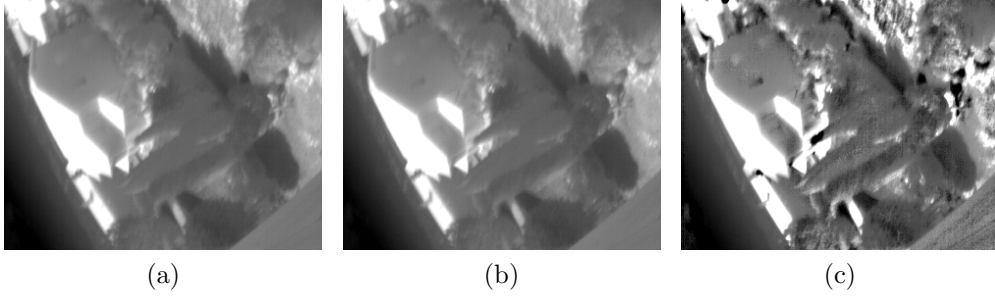


Figura 2.3: (a) Imagen original *449.png*, $E = 7.2210$, $SD = 53.1827$; (b) Imagen mejorada con el algoritmo IRHE2PL, $E = 7.2058$, $SD = 53.3164$, y $PSNR = 48.0940$ y (c) Imagen mejorada con el algoritmo propuesto, $E = 7.2411$, $SD = 62.8887$, y $PSNR = 20.6578$.

2.6.2 Análisis general de los métodos

En general, ninguno de los algoritmos presentados supera a los demás en todos los criterios de evaluación. En casi todos los casos, el algoritmo propuesto es la estrategia que consigue el mejor rendimiento en entropía, contraste y AMBE. Por lo tanto, es el que proporciona mejores detalles y mantiene un mejor brillo. HE es el algoritmo que rinde más contraste según su buen rendimiento, en todos los casos, con SD. El CLAHE es el que mejor funciona en entropía, por lo que conserva mejor los detalles. La mejor relación señal/ruido la consigue el IRHE2PL y, por tanto, es el que proporciona la menor distorsión. Por último, el MMIE mejora el efecto de desenfoque en todos los casos. El algoritmo propuesto proporciona los mejores valores en AMBE en casi todos los casos y en E, SD, PSNR y γ los resultados son muy competitivos ya que consigue valores altos que se acercan al mejor valor en muchos casos.

Ahora podemos ver un par de ejemplos visuales en las Figuras 2.4 y 2.5. Para cada método de mejora de la imagen, se seleccionaron las imágenes de forma que cada método alcanzara el valor de entropía más alto. En la Figura 2.4 se representan las imágenes de un patio con la Figura 2.4a la imagen original. En la Figura 2.4b se muestran los resultados de la HE, que presenta un exceso de brillo. En la Figura 2.4c el método CLAHE realiza una mejora

moderada de la imagen. Sin embargo, en la Figura 2.4d el método IRHE2PL no mejora el contraste de la imagen térmica infrarroja. En la Figura 2.4e el método MMIIE añade distorsión a la imagen térmica infrarroja. Por último, en la Figura 2.4f el método propuesto mejora el contraste y los detalles de la imagen térmica infrarroja. El segundo ejemplo, que representa a una persona con un caballo, aparece en la Figura 2.5. El análisis es similar al caso anterior. Por tanto, podemos destacar el buen rendimiento de la técnica propuesta.

Finalmente, en la Figura 2.6 se analiza el nivel de detalle de la imagen resultante antes y después de aplicar la estrategia propuesta. Los resultados numéricos sugieren que el nivel de detalle aumenta con el método propuesto y esta característica se puede corroborar visualmente. Por ejemplo, la imagen resultante de la Figura 2.6b presenta un excelente contraste, y un detalle bien definido, lo que facilita su identificación.

2.7 Conclusiones

Este trabajo introdujo un método iterativo de mejora de imágenes térmicas infrarrojas. Este enfoque se basa en la transformada multiescala de sombrero de copa que mejora la entropía de las imágenes, lo que implica una mejora en el nivel de detalle de la imagen resultante. Además, el método propuesto no sólo mejora la entropía sino que también preserva el brillo y mejora el contraste.

El método propuesto se ha comparado con los algoritmos más avanzados y ha demostrado ser competitivo. Cabe destacar que el método propuesto es el único algoritmo que mejoró la imagen original para todas las imágenes de entrada en términos de contraste.

Visualmente, la imagen resultante tras aplicar el método propuesto presenta una mayor calidad que la imagen original. Este resultado es coherente con el rendimiento del algoritmo. Este método propuesto podría ser muy útil para el análisis de imágenes térmicas infrarrojas, el reconocimiento de objetos, el seguimiento de personas y otras aplicaciones basadas en imágenes térmicas infrarrojas.

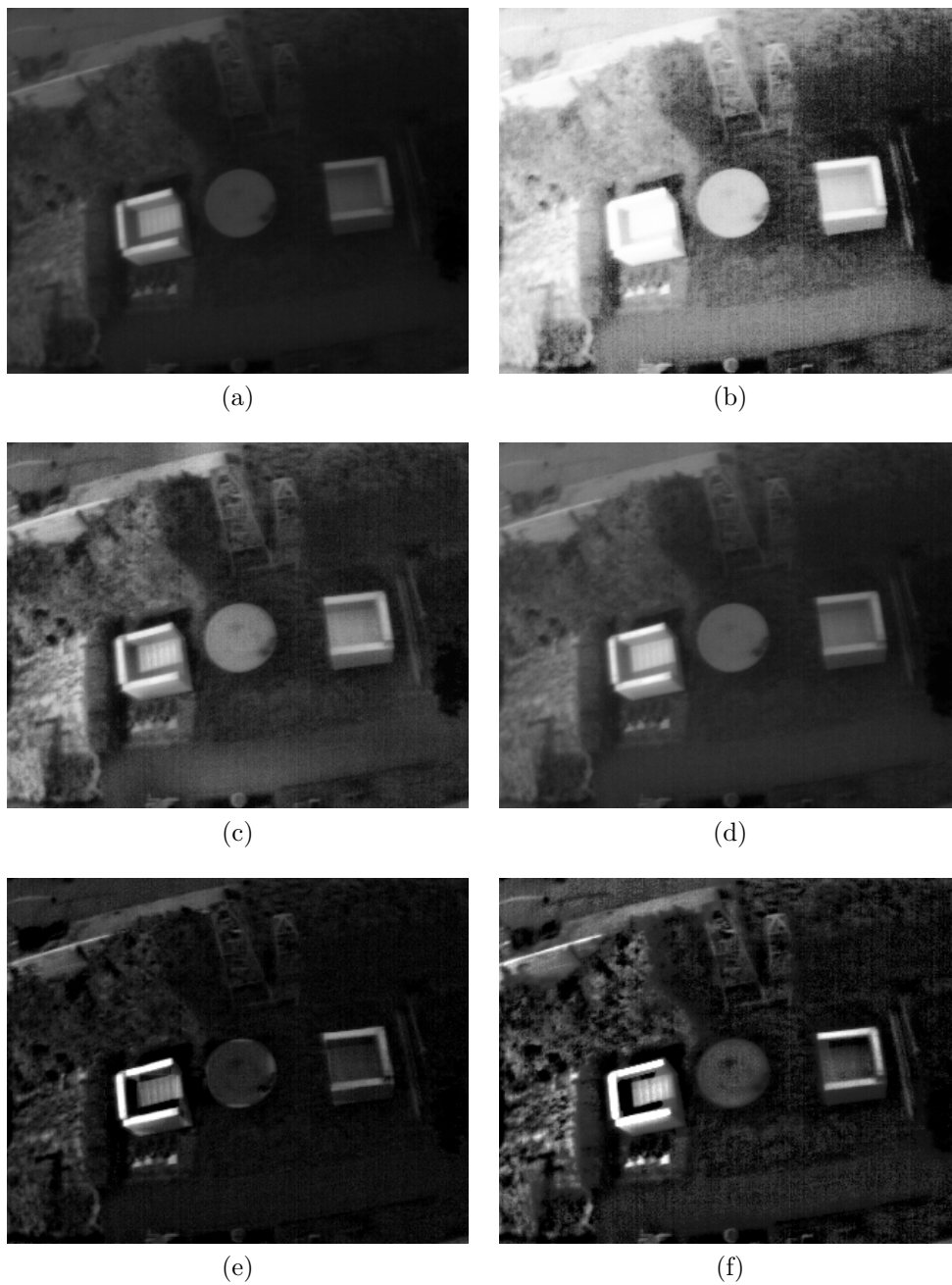


Figura 2.4: Ejemplo de comparación de una imagen infrarroja con un fondo oscuro. (a) Imagen original, (b) Imagen mejorado con el método HE, (c) Imagen mejorado con el CLAHE, (d) Imagen mejorado con el método IRHE2PL, (e) Imagen mejorado con el método MMIE, y (f) Imagen mejorado con el método propuesto.



(a)



(b)



(c)



(d)

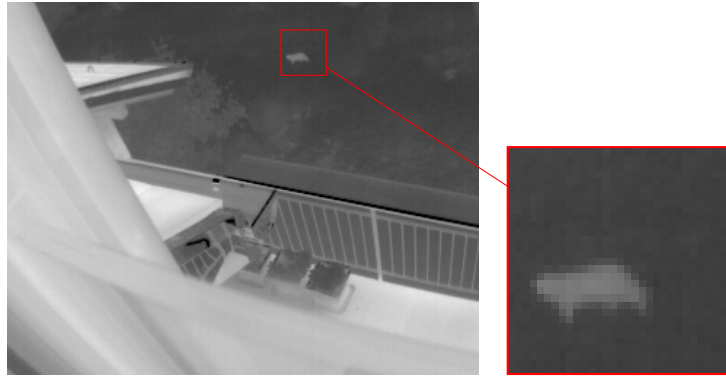


(e)

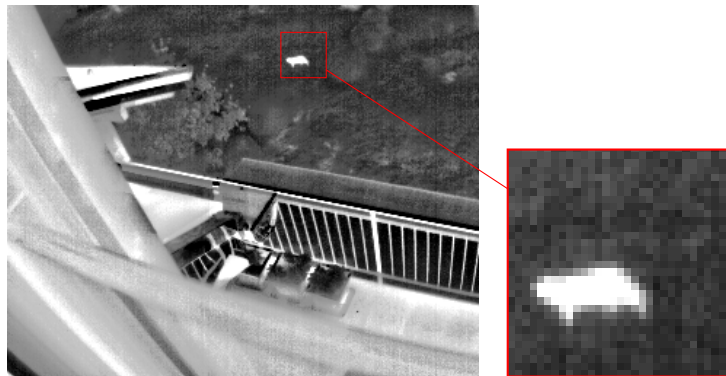


(f)

Figura 2.5: Este ejemplo muestra un imagen infrarroja con fondo oscuro y objetivos semibrillantes. (a) Imagen original, (b) Imagen mejorado con HE, (c) Imagen mejorado con CLAHE, (d) Imagen mejorado con IRHE2PL, (e) Imagen mejorado con MMIE, y (f) Imagen mejorado con el método propuesto.



(a)



(b)

Figura 2.6: Imagen infrarroja con contraste y detalle mejorados, **(a)** el Imagen original con $E = 6.9334$ y $SD = 58.24$ y **(b)** el Imagen infrarroja mejorado con el algoritmo propuesto con $E = 7.5783$ y $SD = 70.7615$.

Capítulo 3

Mejora de Imágenes con Preservación del Brillo Medio y Detalles a través de la Transformada de Top-Hat Multiescala

3.1 Resumen

La mejora de la imagen es una técnica muy utilizada para mejorar la calidad visual de las imágenes. Sin embargo, este proceso introduce distorsiones y pérdida de detalles en las imágenes. En este capítulo, presentamos un esquema que extrae las características de brillo y oscuridad de una imagen en múltiples escalas. Este proceso de extracción se realiza mediante la transformación multiescalar top-hat, que utiliza dos elementos estructurantes en las operaciones básicas de la morfología matemática. La mejora de la imagen consiste en añadir regiones de brillo y eliminar regiones de oscuridad de la imagen original. Se realizaron pruebas con 200 imágenes de una base de datos pública. Nuestro enfoque se comparó con los algoritmos más avanzados para verificar su rendimiento relativo. Los resultados experimentales muestran que nuestra propuesta mejora las imágenes en términos de contraste, detalle, preserva el brillo medio y también introduce menos distorsión que

los algoritmos comparados.

3.2 Algoritmo propuesto

En el Algoritmo 2, denominado *Multi-Scale Top-Hat transform using Two Structuring Elements for image enhancement* (MSTH2SE), se describen los procesos de mejora de las imagenes capturadas en el espectro visible.

Algoritmo 2 : Multi-Scale Top-Hat transform using Two Structuring Elements (MSTH2SE)

Entrada: I (Imagen original), B (Elemento estructurante), B' (Elemento estructurante), n (Número de iteraciones), ω (Peso de ajuste de contraste)

Salida: I_E (Imagen mejorada)

Inicializar parámetros : B, B'

- 1: **desde** $i = 1$ **to** n **hacer**
 - 2: Extracción de características.
 $TH_i = I - ((I \ominus B_i) \oplus B'_i)$
 $BH_i = ((I \oplus B_i) \ominus B'_i) - I$
 - 3: Sustracción de escalas vecinas.
 $STH_{i-1} = TH_i - TH_{i-1},$
 $SBH_{i-1} = BH_i - BH_{i-1}$
 - 4: **fin desde**
 - 5: Obtención de valores máximos por medio de la suma ponderada de las múltiples escalas.
 $ATH = \omega \sum_{i=1}^n \{TH_i\},$
 $ABH = \omega \sum_{i=1}^n \{BH_i\},$
 $ASTH = \omega \sum_{i=1}^{n-1} \{STH_{i-1}\},$
 $ASBH = \omega \sum_{i=1}^{n-1} \{SBH_{i-1}\}$
 - 6: Mejora de la imagen visible.
 $I_E = I + (ATH + ASTH) - (ABH + ASBH)$
 - 7: **return** I_E
-

A continuación se presenta los resultados experimentales obtenidos por el algoritmo propuesto para la mejora de las imágenes visibles.

3.3 Resultados experimentales

El rendimiento relativo del esquema propuesto se realizó comparando con los algoritmos Histogram Equalization (HE) [28], Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) [95] y Multi-Scale Top-Hat transform for contrast enhancement (MSTH) [18]. La evaluación de los resultados se realizó utilizando la métricas: Standard Deviation (SD) [65] que cuantifica el contraste de las imágenes, Contrast Improvement Ratio (CIR) [90] cuantifica el contraste local de las imágenes, Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) [18] la cual cuantifica la relación entre la señal - ruido introducido en el proceso de mejora de la imagen, Entropy (E) [72]; ésta cuantifica la mejora o conservación de los detalles de la imagen; y Absolute Mean Brightness Error (AMBE) [1] que cuantifica la conservación del brillo medio de la imagen procesada.

Para las pruebas se utilizaron 200 imágenes de la carpeta *test* pertenecientes a la base de datos pública BSDS500 [44]. Los algoritmos HE, MSTH y la propuesta fueron implementados con la librería ImageJ [21]. Mientras que el algoritmo CLAHE fue implementado con el programa MATLAB, utilizando sus valores por defecto. El ordenador utilizado posee las siguientes características: procesador Pentium Dual-Core 2.3 GHz, RAM 4GB, HD 1TB y el sistema operativo utilizado fue Windows 7.

El objetivo de este experimento es medir el rendimiento del método propuesto comparándolo con los algoritmos HE, CLAHE y MSTH.

MSTH utilizó como parametros la imagen original I , un elemento estructurante B inicial cuadrado de tamaño 3×3 y $n = 10$.

Para el método propuesto los parámetros de entrada fueron la imagen original en escala de grises I , $n = 10$, $\omega = 0.35$ y los elementos estructurantes iniciales B y B' son cuadrados de tamaño 3×3 y 21×21 respectivamente. La dimensión de B está definida por $(2i + 1) \times (2i + 1)$, la dimensión B' está definida por $(2i + 19) \times (2i + 19)$ y donde $i = \{1, 2, \dots, n\}$. El contraste promedio de toda la base de datos de las imágenes originales es $SD = 50.856$ y tiene un valor de entropía promedio de $E = 7.218$.

En la Tabla 3.1 podemos observar la comparación entre los algoritmos

MSTH y el propuesto. La propuesta obtiene mejores resultados para el evaluador SD a partir de la 6ta iteración. Hasta la 4ta iteración mejora la entropía de la imagen original.

Tabla 3.1: Promedio de las 200 imágenes en escala de grises evaluadas con el algoritmo MSTH y MSTH2SE.

n	MSTH						MSTH2SE					
	SD	CIR	PSNR	E	AMBE	time (ms)	SD	CIR	PSNR	E	AMBE	time (ms)
1	56.758	2.374	25.210	7.338	0.542	348	52.709	0.345	34.050	7.274	0.333	1950
2	63.984	8.145	20.041	7.278	1.285	894	54.376	0.675	30.567	7.297	0.618	4883
3	65.529	9.369	19.725	7.236	1.461	1599	58.323	2.382	25.256	7.322	1.157	6934
4	67.014	10.662	19.334	7.190	1.759	2994	62.693	5.200	21.942	7.294	1.740	10718
5	68.286	11.870	18.990	7.141	2.139	3869	67.098	8.880	19.619	7.217	2.394	14572
6	69.469	13.009	18.684	7.090	2.536	5934	71.367	13.006	17.878	7.095	3.143	18850
7	70.462	14.011	18.412	7.042	2.893	7784	75.334	17.258	16.529	6.944	3.940	19904
8	71.374	14.908	18.180	6.999	3.241	10530	78.993	21.419	15.457	6.771	4.742	25409
9	72.179	15.629	17.989	6.954	3.542	16793	82.324	25.334	14.592	6.584	5.535	32790
10	72.899	16.281	17.798	6.909	3.819	20652	85.329	28.853	13.880	6.395	6.272	41471

La propuesta en la 7ma iteración obtiene los siguientes resultados: $SD = 75.334$, $CIR = 17.258$, $PSNR = 16.529$, $E = 6.944$, $AMBE = 3.940$ y $time = 19904ms$. MSTH en la 10ma iteración obtiene los siguientes resultados: $SD = 72.899$, $CIR = 16.281$, $PSNR = 17.798$, $E = 6.909$, $AMBE = 3.819$ y $time = 20652ms$. Por tanto, podemos decir que la propuesta obtiene mejores resultados numéricos en menor tiempo. Tiene mejor rendimiento en mejorar el contraste según la métrica SD, CIR y mejora los detalles de la imagen según la métrica E. Además conserva el brillo medio de las imágenes según la métrica AMBE.

En la Figura 3.1 podemos observar que el algoritmo propuesto introduce menos distorsión a la imagen, mejora el contraste, conserva los detalles y el brillo natural. Sin embargo, se puede apreciar visualmente que el algoritmo MSTH introduce más distorsión a la imagen.

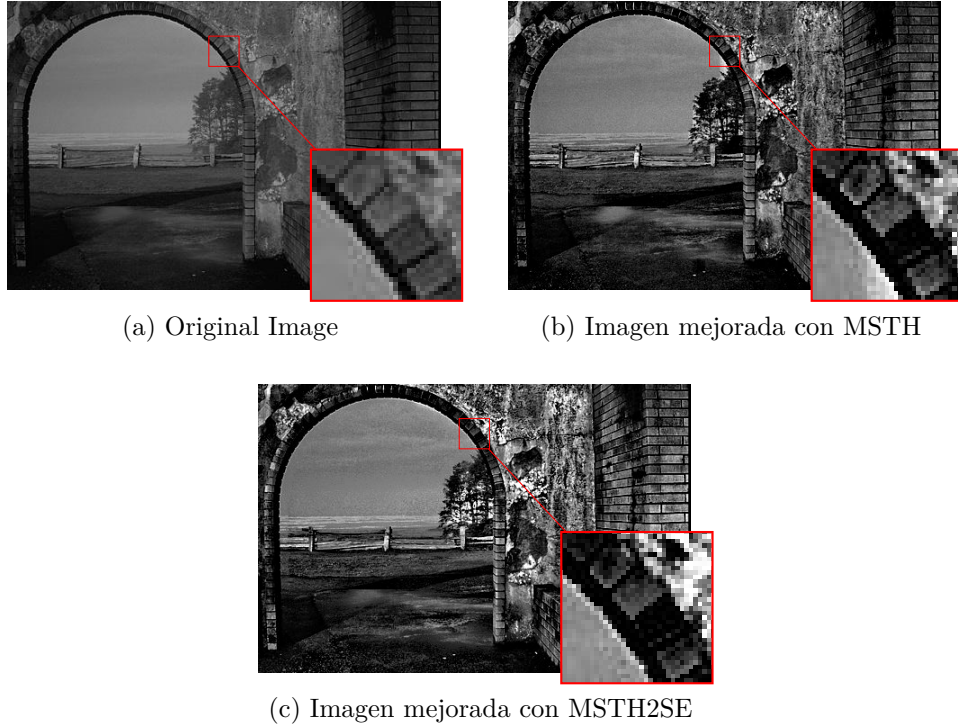


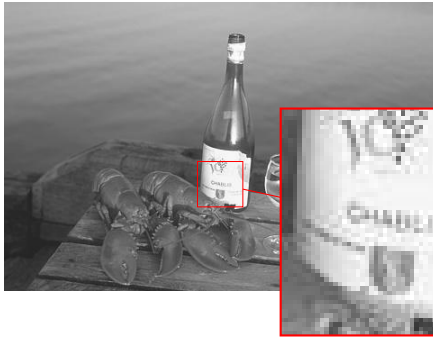
Figura 3.1: Imagen mejorada con MSTH y MSTH2SE

En la Tabla 3.2 podemos observar que todos los algoritmos en promedio mejoran el contraste de las imágenes. Pero el método propuesto tiene un mejor rendimiento en las métricas SD y CIR y en segundo lugar tiene un buen rendimiento en las métricas PSNR y AMBE. El MSTH tiene un mejor rendimiento en las métricas PSNR y AMBE y en segundo lugar tiene un buen rendimiento en la métrica CIR. El CLAHE tiene un mayor rendimiento en la métrica E. El HE, en segundo lugar, tiene un buen rendimiento en las métricas SD y E.

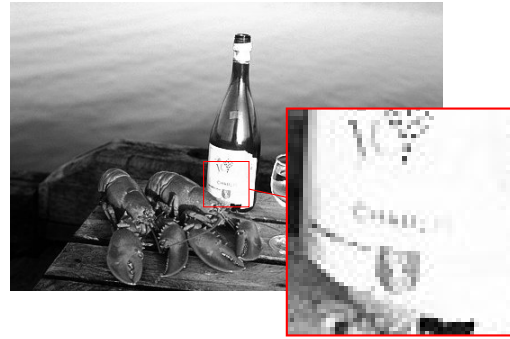
En la Figura 3.2 podemos observar la (a) imagen original, (b) la imagen mejorada con HE, (c) la imagen mejorada con CLAHE, (d) la imagen mejorada con MSTH y (e) la imagen mejorada con el método propuesto. Podemos ver que el método propuesto realza el contraste y mejora los detalles de la imagen original. Además, se presenta una imagen mejorada con menos distorsión y una apariencia más natural.

Tabla 3.2: Promedio de las 200 imágenes en escala de grises evaluadas con los algoritmos HE, CLAHE, MSTH y el método propuesto.

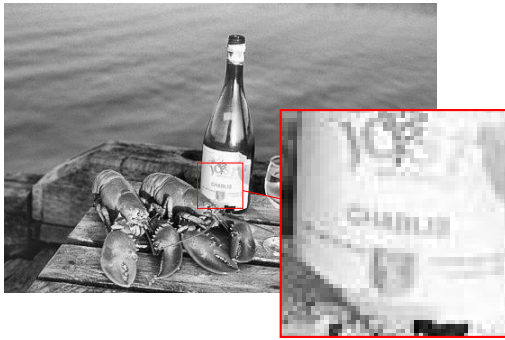
Algoritmos	n	SD	CIR	PSNR	E	AMBE
I	-	50.856	-	-	7.218	-
HE	-	73.396	2.246	16.268	7.026	28.775
CLAHE	-	62.455	2.107	16.171	7.757	20.352
MSTH	10	72.899	16.281	17.798	6.909	3.819
Algoritmo propuesto	7	75.334	17.258	16.529	6.944	3.940



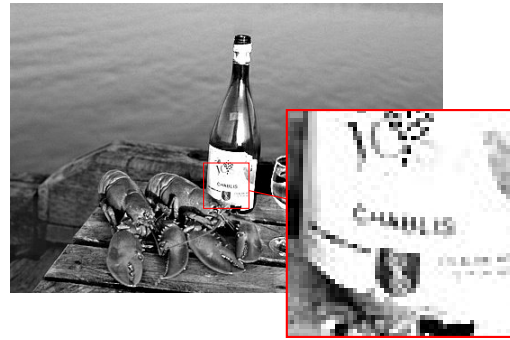
(a) Original image



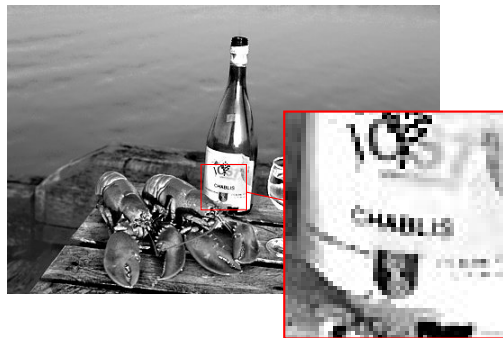
(b) Imagen mejorada con HE



(c) Imagen mejorada con CLAHE



(d) Imagen mejorada con MSTH



(e) Imagen mejorada con el método propuesto

Figura 3.2: Imagen mejorada con los algoritmos HE, CLAHE, MSTH y el método propuesto.

3.4 Conclusiones

Este trabajo presentó un método que utiliza la morfología matemática multiescala para realizar la mejora en imágenes. La extracción de características de brillo y oscuridad de una imagen se realizó con la transformada de top-hat multiescala, que utiliza dos elementos estructurantes geoméricamente proporcionales y planos. La eficiencia relativa del método propuesto fue evaluada con los evaluadores SD, CIR, PSNR, E y AMBE.

Numéricamente el método propuesto es competitivo en todas las métricas utilizadas para la evaluación de los resultados. Sin embargo, obtuvo mejor desempeño para las métricas SD y CIR. En un segundo lugar, tuvo un buen desempeño para las métricas PSNR y AMBE. Visualmente las imágenes mejoradas con el método propuesto presentan un realce en el contraste, mejores detalles, baja distorsión y conservación del brillo natural.

Capítulo 4

Mejora de contraste y detalles de imágenes médicas utilizando un enfoque morfológico multiescala

4.1 Resumen

Las imágenes médicas son utilizadas para analizar y diagnosticar enfermedades. El análisis de estas enfermedades requiere imágenes con buen contraste y detalles, porque estas contienen información importante de la enfermedad. Los métodos de captura son mejores cada día, pero a veces la calidad de las imágenes médicas no es adecuada para realizar un buen diagnóstico médico. Algunos problemas frecuentes son el ruido ambiental, condiciones deficientes de iluminación o las limitaciones técnicas de los dispositivos generan imágenes médicas de baja calidad. Para estos casos, generalmente son útiles las técnicas de mejora de contraste, que realzan la calidad visual de las imágenes. No obstante existe un margen que pueden aún ser mejorados. En este capítulo, proponemos un algoritmo novedoso para mejorar el contraste y los detalles de las imágenes médicas. Esta propuesta está basada en un enfoque morfológico multiescala que utiliza dos elementos estructurantes en la transformada de Top-Hat. Las simulaciones se realizaron con imágenes médicas extraídas de repositorios públicos. Los resultados experimentales

muestran que la propuesta mejora el contraste local y los detalles de las imágenes médicas.

4.2 Algoritmo propuesto

En el Algoritmo 3, denominado *Multiscale Top-Hat Transform for medical image enhancement* (MTHT2SE), se describen los procesos de mejora de las imágenes médicas.

Algoritmo 3 : Multiscale Top-Hat Transform for medical image enhancement (MTHT2SE)

Entrada: I (Imagen original), B (Elemento estructurante), B' (Elemento estructurante), n (Número de iteraciones)

Salida: I_E (Imagen mejorada)

Inicializar parámetros : B, B'

- 1: **desde** $i = 1$ **to** n **hacer**
 - 2: Extracción de características.
 $TH_i = I - ((I \ominus B_i) \oplus B'_i)$
 $BH_i = ((I \oplus B_i) \ominus B'_i) - I$
 - 3: Sustracción de escalas vecinas.
 $STH_{i-1} = \begin{cases} TH_i - TH_{i-1}, & \text{to } i = 2 \\ TH_i - STH_{i-2}, & \text{to } i > 2 \end{cases}$
 $SBH_{i-1} = \begin{cases} BH_i - BH_{i-1}, & \text{to } i = 2 \\ BH_i - SBH_{i-2}, & \text{to } i > 2 \end{cases}$
 - 4: **fin desde**
 - 5: Obtención de valores máximos.
 $MTH = \max_{1 \leq i \leq n} \{TH_i\},$
 $MBH = \max_{1 \leq i \leq n} \{BH_i\},$
 $MSTH = \max_{1 \leq i \leq n-1} \{STH_{i-1}\},$
 $MSBH = \max_{1 \leq i \leq n-1} \{SBH_{i-1}\}$
 - 6: Mejora de la imagen médica.
 $I_E = I + (MTH + MSTH) - (MBH + MSBH)$
 - 7: **return** I_E
-

4.3 Resultados experimentales

La propuesta fue comparada con los algoritmos: Histogram Equalization (HE)[28], Dual Sub-Image Histogram Equalization (DSIHE) [88], Quadri-Histogram Equalization with Limited Contrast (QHELC) [56] que son buenos en mejorar el contraste y el brillo de las imágenes; Multi-Scale Top-Hat transform for contrast enhancement (MSTH) [3] y Multi-Scale Top-Hat transform by Reconstruction for contrast enhancement (MSTHR) [62] que son buenos en mejorar el contraste y detalles de las imágenes.

La evaluación de los resultados se realizó utilizando las métricas:

- Standard Deviation (SD) [65], que cuantifica el contraste global de la imagen. A mayor valor del SD, mejor contraste global tendrá la imagen.
- Contrast Improvement Ratio (CIR) [90], que cuantifica el contraste local de las imágenes. A mayor valor del CIR, mejor contraste local tendrá la imagen.
- Peak Signal to Noise Ratio (PSNR) [3], que cuantifica la relación entre la señal - ruido introducido en el proceso de mejora de la imagen. A mayor valor del PSNR, la imagen tendrá menos ruido.
- Entropy (E) [72], que cuantifica la riqueza de los detalles en la imagen de salida. A mayor valor de E la imagen tendrá mayor información o detalle.
- Absolute Mean Brightness Error (AMBE) [1], que cuantifica la conservación del brillo medio en la imagen procesada. A menor valor de AMBE se considera que la imagen tiene un buen brillo medio.

Las pruebas experimentales se realizaron con 50 imágenes médicas seleccionados de los repositorios Open-I ¹ y DRIVE ². Los algoritmos fueron implementados utilizando la librería ImageJ [75]. La librería MorphoLibJ [39] fue utilizada para los algoritmos basados en morfología matemática.

¹Open-i: <https://openi.nlm.nih.gov/>

²Digital Retinal Images for Vessel Extraction: <https://drive.grand-challenge.org/>

Los parámetros de los algoritmos basados en morfología matemática multiescala son: los elementos estructurantes B y B' con forma de disco con valores iniciales de radio $r_1 = 1$ y $r_2 = 3$ y el número de iteraciones $n = 10$. Según Bai et. al. [18] la mayoría de los detalles de la imagen generalmente se presentan en las pequeñas escalas, por eso recomienda un número de iteración pequeño.

En la Tabla 5.2 podemos ver los resultados numéricos obtenidos por los algoritmos para la base de datos Open-i. En promedio, el algoritmo propuesto tiene mejor rendimiento al mejorar el contraste local y los detalles de las imágenes médicas. DSIHE es bueno mejorando el contraste global. QHELC distorsiona menos la imagen médica y conserva el brillo medio.

Tabla 4.1: Promedio de las 30 imágenes médicas de la base de datos Open-i procesadas por los algoritmos HE, DSIHE, QHELC, MSTH, MSTHR y MTHT2SE.

Algoritmos	SD	CIR	PSNR	E	AMBE
Imágenes	56.693	-	-	6.312	-
HE	67.363	1.990	13.825	6.078	48.620
DSIHE	71.866	2.054	16.640	6.091	29.042
QHELC	58.592	0.129	38.854	6.280	0.909
MSTH	62.343	3.360	24.716	6.472	1.085
MSTHR	59.849	0.535	28.823	6.410	1.076
MTHT2SE	63.935	3.773	22.929	6.499	1.510

En la Tabla 4.2 podemos ver los resultados numéricos obtenidos para la base de datos DRIVE. DSIHE es bueno mejorando el contraste global. QHELC distorsiona menos la imagen médica y MSTH conserva el brillo medio. En promedio, la propuesta es buena mejorando el contraste local y la entropía o detalles de las imágenes médicas. Con respecto a los algoritmos basados en el esquema morfológico multiescala MSTH y MSTHR, la propuesta tiene mejor rendimiento en SD, CIR y E para la base de datos DRIVE.

Tabla 4.2: Promedio de las 20 imágenes médicas de la base de datos DRIVE procesadas por los algoritmos HE, DSIHE, QHELC, MSTH, MSTHR y MTHT2SE.

Algoritmos	SD	CIR	PSNR	E	AMBE
Imágenes	51.440	-	-	5.701	-
HE	70.700	1.524	12.445	5.557	51.569
DSIHE	72.193	1.532	13.425	5.554	40.388
QHELC	52.201	0.428	41.146	5.679	0.370
MSTH	53.072	1.912	29.356	6.453	0.215
MSTHR	52.876	0.950	35.715	6.078	0.782
MTHT2SE	53.788	3.257	27.119	6.639	0.297

En la Figura 4.1 podemos ver la imagen de retina mejorada con los algoritmos HE, DSIHE, QHELC, MSTH, MSTHR y MTHT2SE.

En la Figura 4.2 podemos ver la imagen de torax mejorada con los algoritmos HE, DSIHE, QHELC, MSTH, MSTHR y MTHT2SE.

4.4 Conclusiones

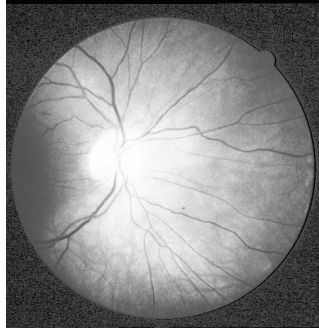
Este capítulo presentó un método que utiliza un enfoque morfológico multiescala para realizar la mejora de imágenes médicas. La extracción de características de brillo y oscuridad de una imagen se realizó con la transformada de top-hat multiescala. Esta utiliza dos elementos estructurantes geoméricamente proporcionales y planos en las operaciones de Top-Hat. Esto hace que las imágenes médicas tengan mayor contraste local y mejores detalles.

El rendimiento de los algoritmos fueron cuantificados con los evaluadores SD, CIR, PSNR, E y AMBE. En general, la propuesta tuvo mejor rendimiento en contraste local según CIR y en mejorar los detalles según E. DSIHE tuvo mejor rendimiento en mejorar el contraste global aunque introduce mucho brillo a la imagen médica. QHELC distorsiona menos la imagen respecto a los algoritmos comparados y conserva mejor el brillo medio.

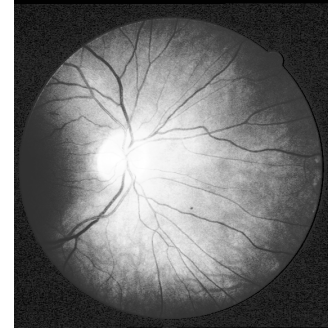
Visualmente las imágenes mejoradas con el método propuesto presentan un realce en el contraste y buenos detalles.



(a) Imagen médica original



(b) Imagen mejorada con HE



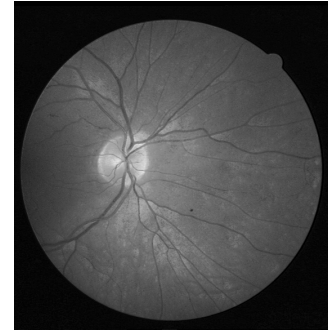
(c) Imagen mejorada con DISHE



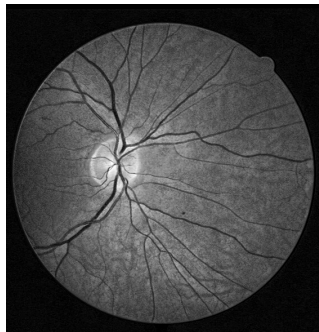
(d) Imagen mejorada con QHELC



(e) Imagen mejorada con MSTH



(f) Imagen mejorada con MSTHR



(g) Imagen mejorada con MTHT2SE

Figura 4.1: Imagen de retina mejorada con los algoritmos HE, DSIHE, QHELC, MSTH, MSTHR y MTHT2SE.



(a) Imagen médica original



(b) Imagen mejorada con HE



(c) Imagen mejorada con DISHE



(d) Imagen mejorada con QHELC



(e) Imagen mejorada con MSTH



(f) Imagen mejorada con MSTHR



(g) Imagen mejorada con MTHT2SE

Figura 4.2: Imagen de torax mejorada con los algoritmos HE, DSIHE, QHELC, MSTH, MSTHR y MTHT2SE.

Capítulo 5

Mejora de imágenes microscópicas de minerales a través de la transformada de Top-Hat multiescala

5.1 Resumen

La obtención de imágenes microscópicas de minerales con buen contraste es muy importante para la identificación y el análisis de sus propiedades. Sin embargo, en muchos casos, las imágenes microscópicas de minerales obtenidas no son claras debido al entorno de la imagen, el ajuste imperfecto de los operadores de microscopía o la toma de muestras de minerales inapropiada. En este capítulo se propone un nuevo algoritmo de mejora de imágenes microscópicas de minerales basado en la transformada de top-hat multiescala con pesos de ajuste de contraste. Primero se extraen las múltiples características brillantes y oscuras de la imagen mineral utilizando la transformada de top-hat. Segundo, se calculan las diferencias entre las escalas brillantes y oscuras obtenidas en el paso anterior. Tercero, se suman por separado todas las intensidades de las múltiples características brillantes y oscuras obtenidas en los pasos anteriores. Por último, a la imagen mineral se le suma las características brillantes ajustadas mediante un peso de contraste y se le resta las características oscuras ajustadas mediante el mismo peso de ajuste. Los

resultados experimentales en diferentes tipos de imágenes microscópicas de minerales verificaron el rendimiento efectivo del algoritmo propuesto para realzar el contraste, mejorar los detalles y la información espacial de las imágenes.

5.2 Algoritmo propuesto

En el Algoritmo 4, denominado *Multi-Scale Top-Hat Transform for mineral image enhancement* (MSTHT), se describen los procesos de mejora de las imágenes microscópicas de minerales.

Algoritmo 4 : Multi-Scale Top-Hat Transform for mineral image enhancement (MSTHT)

Entrada: I (*Imagen original*), B (*Elemento estructurante*), n (*Número de iteraciones*), ω (*Peso de ajuste de contraste*)

Salida: I_E (*Imagen mejorada*)

Inicializar parámetros : B

- 1: **desde** $i = 1$ **to** n **hacer**
 - 2: *Extracción de características.*
 $TH_i = I - ((I \ominus B_i) \oplus B_i)$
 $BH_i = ((I \oplus B_i) \ominus B_i) - I$
 - 3: *Sustracción de escalas vecinas.*
 $STH_{i-1} = \begin{cases} TH_i - TH_{i-1}, & \text{to } i = 2 \\ TH_i - STH_{i-2}, & \text{to } i > 2 \end{cases}$
 $SBH_{i-1} = \begin{cases} BH_i - BH_{i-1}, & \text{to } i = 2 \\ BH_i - SBH_{i-2}, & \text{to } i > 2 \end{cases}$
 - 4: **fin desde**
 - 5: *Obtención de valores máximos por medio de la suma de las múltiples escalas.*
 $ATH = \sum_{i=1}^n \{TH_i\},$
 $ABH = \sum_{i=1}^n \{BH_i\},$
 $ASTH = \sum_{i=1}^{n-1} \{STH_{i-1}\},$
 $ASBH = \sum_{i=1}^{n-1} \{SBH_{i-1}\}$
 - 6: *Mejora de la imagen visible.*
 $I_E = I + \omega \times (ATH + ASTH) - \omega \times (ABH + ASBH)$
 - 7: **return** I_E
-

5.3 Resultados Experimentales

En esta sección se presentan los resultados numéricos y visuales obtenidos por el algoritmo propuesto.

Para verificar el rendimiento del algoritmo propuesto para el mejoramiento de la imagen mineral, se utilizaron 100 imágenes de diferentes minerales, que fueron extraídas de un repositorio público¹. Las imágenes fueron convertidas en imágenes en escalas de grises de 8 bits utilizando el framework ImageJ [21].

En la Tabla 5.1 podemos ver las características del ordenador utilizado para las pruebas.

Tabla 5.1: Características del ordenador.

CPU	Intel Core i5-4460 3.20 GHz
RAM	8GB DDR3 de 1600 MHz
HDD	1TB
OS	Windows 10 Pro

5.3.1 Configuración de parámetros

Los resultados fueron comparados con los siguientes algoritmos: *Contrast Toggle Operator* (CTO) [17], *Morphological Center operator-based feature extraction* (MC) [3], *morphological enhancement based on the Toggle Operator using Opening and Closing* (TOOC) [4], *Center Operator Construction* (COC) [10], *Histogram Equalization* (HE) y *Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization* (CLAHE) [95]. CLAHE y HE son los algoritmos de mejora de imágenes, considerados eficaces y ampliamente utilizados, CTO es el algoritmo clásico multiescala basado en el operador de alternancia morfológica, MC es el algoritmo clásico multiescala basado en el operador del centro morfológico, TOOC es el algoritmo basado en el operador de alternancia morfológica que utiliza la apertura y el cierre como primitivas. El COC es el algoritmo basado en el operador central construido a partir del operador

¹Mineralogy Database: <http://webmineral.com/>

de palanca basado en apertura y cierre. Los algoritmos HE y CLAHE se implementaron utilizando el software MATLAB (utilizando los parámetros por defecto para el CLAHE). Los algoritmos CTO, MC, TOOC, COC y MSTHT fueron implementados con el framework ImageJ. Los parámetros utilizados son la imagen original f , el elemento estructurante, el número de escala n , y los pesos ω_1 y ω_2 (este para los algoritmos TOOC, COC, y MSTHT).

El elemento estructurante es plano con forma disco, es simple y se ha utilizado ampliamente en diferentes algoritmos morfológicos. En este trabajo, el elemento estructurante utilizado en cada escala es también el elemento estructurante plano con forma disco con radio inicial $r = 1$. El valor de n define la cantidad de iteraciones a realizar. En este documento se utiliza $n = 6$ iteraciones, porque, según Bai et al. [14] la mayoría de los detalles de la imagen, generalmente, se presentan en las escalas más bajas y además evitan realzar el ruido de la imagen original. Los parámetros ω_1 y ω_2 son utilizados para ajustar el contraste. Los valores utilizados son los recomendados por cada autor y se muestran en la Tabla 5.2.

Tabla 5.2: Configuración de parámetros.

Algoritmos	ω_1	ω_2	B	n
TOOC	1	1	$r = 1$	6
COC	3	3	$r = 1$	6
MSTHT	0.35	0.35	$r = 1$	6

5.3.2 Métricas de evaluación

Para hacer una comparación cuantitativa, en este experimento se utilizan tres métricas para evaluar la mejora de la imagen mineral, las cuales son:

- La métrica contraste (SD) [61], cuantifica el contraste global de las imágenes en escala de grises.
- La métrica de frecuencia espacial (SF) [74] es una función que cuantifica la información espacial contenida en la imagen.

- La métrica de gradiente medio (MG) [78] se define en función del gradiente de la imagen y se utiliza para cuantificar los detalles contenidos en la imagen.

5.3.3 Resultados numéricos

Las imágenes minerales seleccionadas fueron procesadas por cada algoritmo. Se calculan los valores SD, SF y MG de las imágenes mejoradas para a cada algoritmo. El promedio correspondiente a cada algoritmo se muestra en la Tabla 5.3.

Tabla 5.3: Promedio de las 100 imágenes minerales procesadas con los algoritmos CTO, MC, TOOC, COC, HE, CLAHE y MSTHT.

Algoritmos	SD	SF	MG
I	61.128	26.556	0.115
CTO	69.983	46.648	0.116
MC	66.397	37.143	0.121
TOOC	73.933	46.143	0.116
COC	82.366	66.079	0.122
HE	73.693	34.705	0.117
CLAHE	68.157	38.169	0.106
MSTHT	82.028	69.120	0.123

En la Tabla 5.3 se puede evidenciar que el algoritmo propuesto mejoró el contraste con relación a la imagen original f , mientras que obtuvo el valor más alto en la frecuencia espacial y en el gradiente medio, lo que indica que el algoritmo propuesto funciona bien para la mejora de la imagen mineral, y el rendimiento es mejor que otros algoritmos. Por lo tanto, el algoritmo propuesto es un algoritmo efectivo y prometedor en el proceso de mejora de imágenes de micrografías de minerales.

En la Tabla 5.4 se muestran los tiempos promedio de procesamiento de las imágenes de minerales con los algoritmos basados en morfología matemática multiescala. En promedio, podemos decir que MSTHT tiene menor costo computacional respecto de MC, TOOC y COC.

Tabla 5.4: Promedio de tiempo computacional (ms) de las 100 imágenes de minerales procesadas con los algoritmos CTO, MC, TOOC, COC y MSTHT.

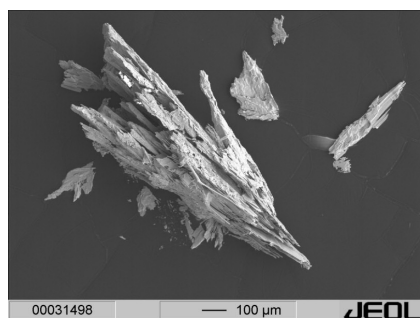
CTO	MC	TOOC	COC	MSTHT
152.01	1074.62	3182.06	8008.01	249.23

5.3.4 Resultados visuales

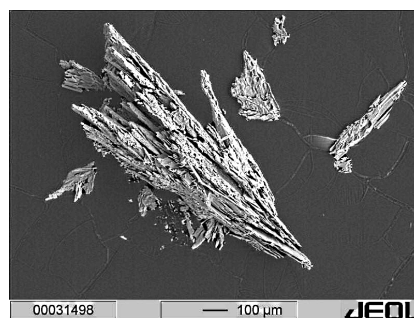
En la Fig. 5.1, es posible verificar las diferentes imágenes obtenidas a partir de los distintos algoritmos de comparación y del algoritmo propuesto (Fig. 2(b)). La imagen original es un fragmento de mineral arsenolamprita (un mineral de Arsenio). Comparando todas las imágenes se puede observar claramente, que la imagen resultante del MSTHT presenta una mejora sustancial en la visualización e identificación de su estructura, en forma de clivaje o alitas radiales del mineral y la noción de profundidad, caracterizada por el orden preferencial de crecimiento del cristal, típico de materiales con estructura cristalina ortorrómbica, que poseen los tres ángulos rectos y las tres aristas con longitudes diferentes.

La Fig. 5.2 presenta la secuencia de imágenes obtenidas por los diferentes algoritmos, de una muestra de un clúster homogéneo de illita, que crece en un cristal acicular de scholzita. A diferencia de las imágenes procesadas por los demás métodos, el algoritmo MSTHT permite visualizar mejor la morfología parcialmente rugosa y la distribución de microporos en la parte transversal de la superficie de la illita. Con relación a la micrografía del mineral de scholzita, un mineral de óxido de wolframio con plomo, mismo con la reducida posibilidad de prever el grado de profundidad de la estructura, es posible identificar mejor las capas lamelar paralelas entre sí de la scholzita, lo que posibilita diferenciar este mineral de los demás del grupo de las Scheelita.

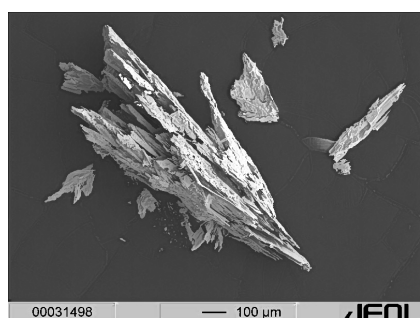
La Fig. 5.3 es una placa de hielo hexagonal formada por deposición de vapor en aire de -3 a 0 o -10 a -35 °C. A diferencia de las imágenes obtenidas con los demás métodos, la imagen obtenida con MSTHT posibilita una mejor caracterización de la superficie, que presenta una textura rugosa homogéneamente distribuida.



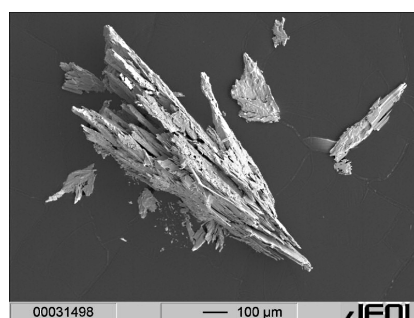
(a)



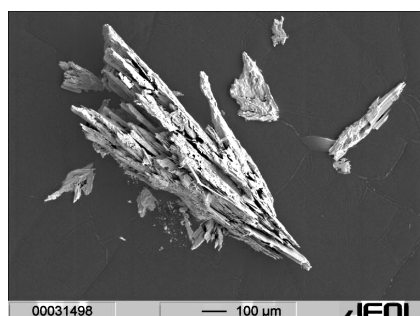
(b)



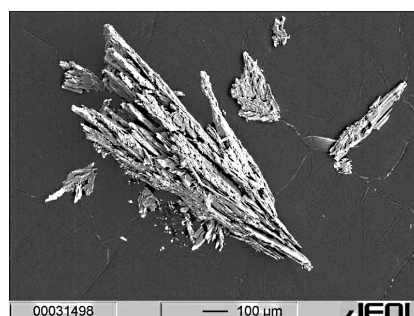
(c)



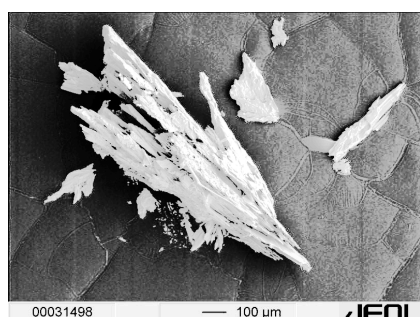
(d)



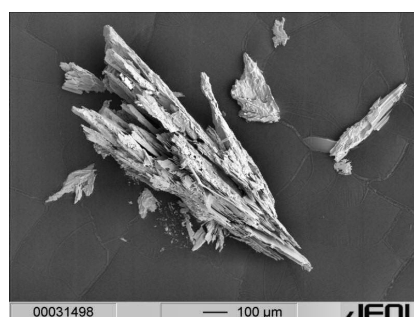
(e)



(f)

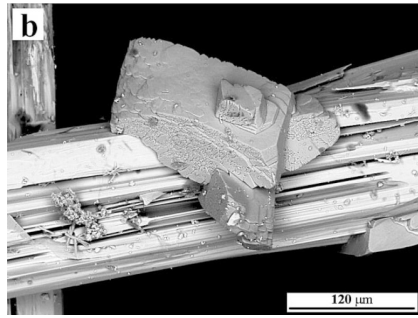


(g)

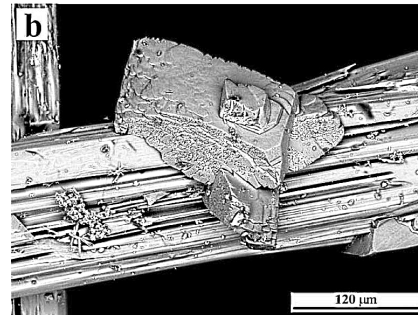


(h)

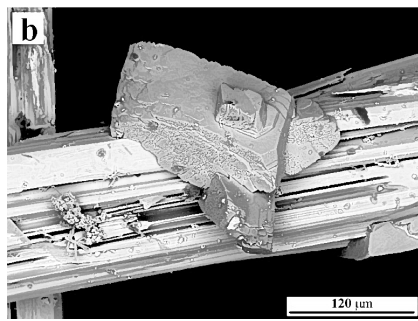
Figura 5.1: (a) Fragmento de mineral arsenolamprita, (b) MSTHT, (c) CTO, (d) MC, (e) TOOC, (f) COC, (g) HE, (h) CLAHE.



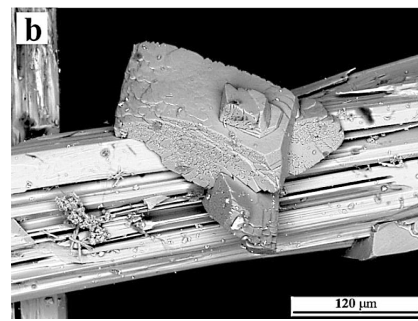
(a)



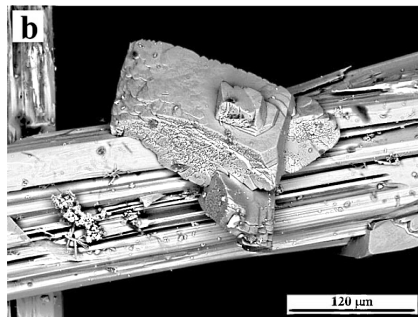
(b)



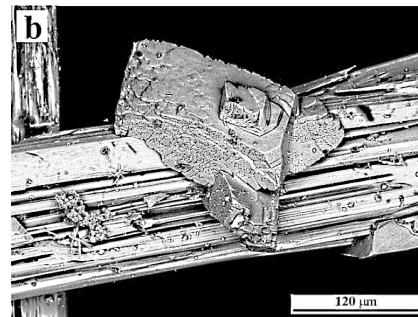
(c)



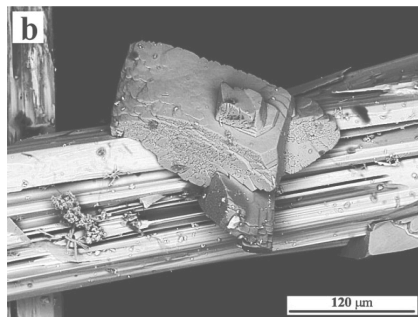
(d)



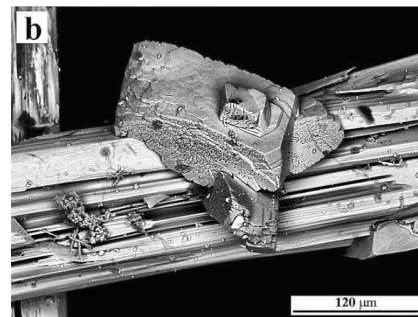
(e)



(f)



(g)



(h)

Figura 5.2: (a) Clúster homogéneo de illita, (b) MSTHT, (c) CTO, (d) MC, (e) TOOC, (f) COC, (g) HE, (h) CLAHE.

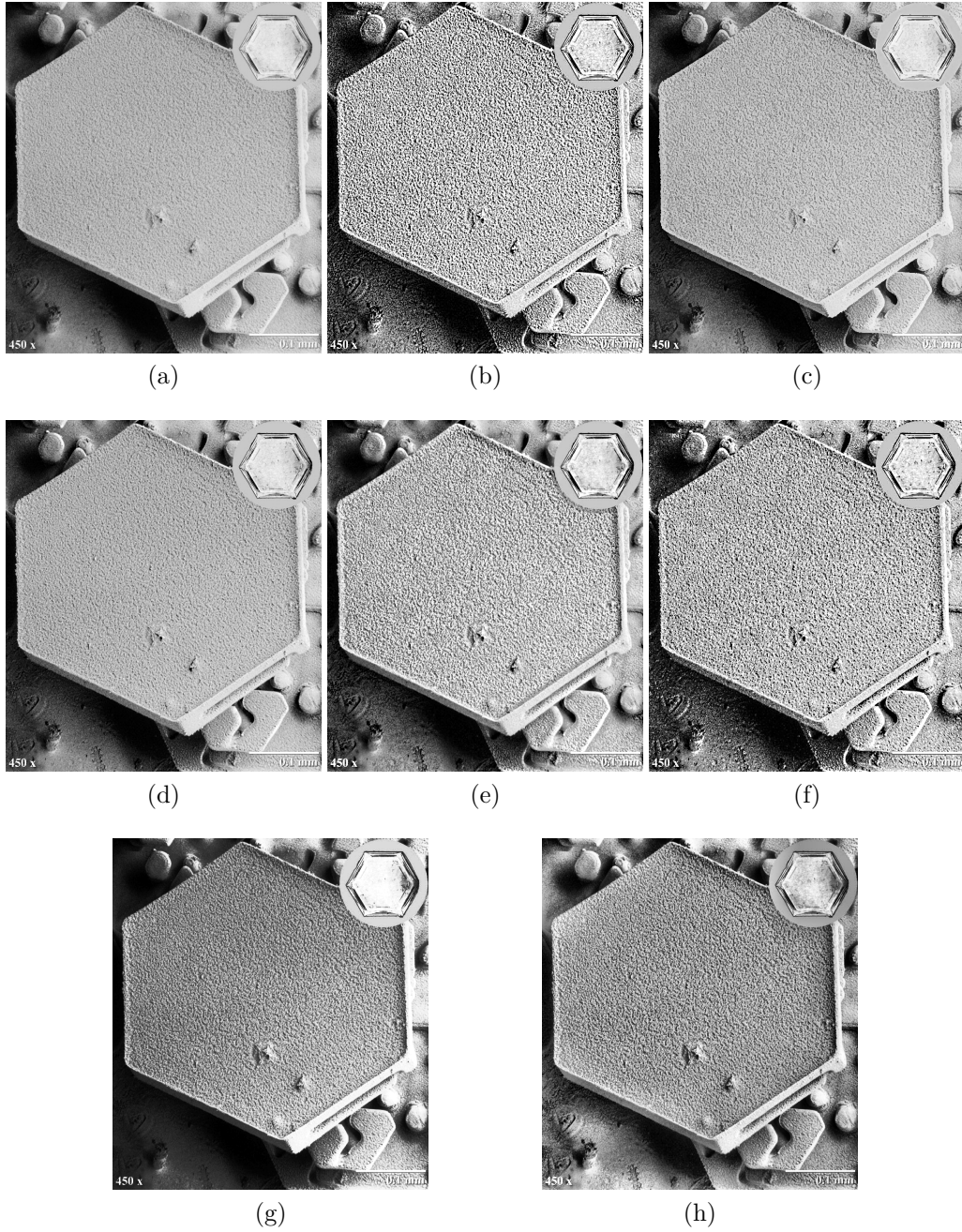


Figura 5.3: (a) Placa de hielo hexagonal, (b) MSTHT, (c) CTO, (d) MC, (e) TOOC, (f) COC, (g) HE, (h) CLAHE.

5.4 Conclusiones

Las imágenes de microscopia pocos claras o borrosas pueden no ser muy útiles para aplicaciones minerales. Por lo tanto, es muy importante mejorar estas imágenes borrosas para que el análisis microestructural del mineral sea efectivo y se pueda alcanzar resultados aceptables.

Con el algoritmo propuesto, denominado *Multi-Scale Top-Hat Transform for mineral image enhancement* (MSTHT), fue posible mejorar las imágenes de minerales utilizados como ejemplo, mediante la importación de las características proveídas por las imágenes originales. La parte más crítica del proceso de mejora de la imagen estuvo en los detalles microestructurales de los minerales, que varían mucho de un tipo de mineral a otro. En relación con esto último, se buscó centrar más en no perder los ricos detalles que contiene cada mineral. Por lo tanto, el rendimiento de este algoritmo fue evaluado con diferentes métricas que miden la mejora del contraste y los detalles de los minerales.

El MSTHT se presenta muy prometedor para el análisis de imágenes microscópicas de minerales, ya que los resultados mostraron que tiene un mejor rendimiento en comparación a los algoritmos basados en morfología matemática multiescala, que se han propuesto en la literatura, incluso con respecto a algoritmos clásicos como el HE y CLAHE.

Capítulo 6

Mejora de Radiografías Panorámicas de Dientes

La radiografía dental panorámica es una de las imágenes más utilizadas en las diferentes especialidades odontológicas. Esta radiografía proporciona información sobre las estructuras anatómicas de los dientes. La correcta evaluación de estas radiografías está asociada a una buena calidad de la imagen obtenida. En este estudio se seleccionaron consecutivamente 598 pacientes para realizarles radiografías panorámicas dentales en el Departamento de Radiología de la Facultad de Odontología de la Universidad Nacional de Asunción. Las técnicas de realce de contraste se utilizan para mejorar la calidad visual de las radiografías dentales panorámicas. Específicamente, este capítulo presenta un nuevo algoritmo para mejorar el contraste, el detalle y los bordes de las radiografías dentales panorámicas. El algoritmo propuesto se llama Multi-Scale Top-Hat transform powered by Geodesic Reconstruction for panoramic dental radiography enhancement (MSTHGR). Este algoritmo se basa en técnicas de morfología matemática multiescala. La propuesta extrae múltiples características de brillo y oscuridad, a través de la reconstrucción del marcador (obtenido por la transformación Top-Hat por reconstrucción) a partir de la máscara (obtenida por la transformación Top-Hat clásica). Las características máximas de brillo y oscuridad se añaden a la radiografía panorámica dental. De este modo, se mejora el contraste, los detalles y los bordes de las radiografías panorámicas dentales. Para

las pruebas, MSTHGR se comparó con los siguientes algoritmos: Geodesic Reconstruction Multiscale Morphology Contrast Enhancement (GRMMCE), Histogram Equalization (HE), Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization (BBHE), Dual Sub-Image Histogram Equalization (DSIHE), Minimum Mean Brightness Error Bi-Histogram Equalization (MMBEBHE), Quadri-Histogram Equalization with Limited Contrast (QHELC), Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) and Gamma Correction (GC). Experimentalmente, los resultados numéricos muestran que el MSTHGR obtuvo los mejores resultados con respecto a las métricas Contrast Improvement Ratio (CIR), Entropy (E) y Spatial Frequency (SF). Esto indica que el algoritmo realiza mejores mejoras locales en las radiografías panorámicas, mejorando sus detalles y bordes.

6.1 Conceptos básicos

6.1.1 Transformaciones geodésicas

Las transformaciones geodésicas se caracterizan por utilizar dos imágenes de entrada. A la primera imagen se le modifica mediante una transformación morfológica y se la restringe por encima o por debajo de la segunda imagen. Las operaciones morfológicas permitidas son la erosión y la dilatación [80].

Sea g la imagen marcador e I la imagen máscara y ambos tienen el mismo dominio ($D_g = D_I$ y $g \leq I$). La dilatación geodésica de g con respecto a I iterado hasta la estabilidad, se denomina *reconstrucción por dilatación* [80] y se define como:

$$R_I^\delta(g) = \delta_I^{(i)}(g), \quad (6.1)$$

donde i es tal que $\delta_I^{(i)}(g) = \delta_I^{(i+1)}(g)$.

Sea g la imagen marcador e I la imagen máscara y ambos tienen el mismo dominio ($D_g = D_I$ y $g \geq I$). La erosión geodésica de g con respecto a I iterado hasta la estabilidad se denomina *reconstrucción por erosión* [80] y se define como:

$$R_I^\varepsilon(g) = \varepsilon_I^{(i)}(g), \quad (6.2)$$

donde i es tal que $\varepsilon_I^{(i)}(g) = \varepsilon_I^{(i+1)}(g)$.

La *apertura por reconstrucción* [80] de tamaño m de una imagen I se define como la reconstrucción de I a partir de la erosión de tamaño m de I :

$$\gamma_R^{(m)}(I) = R_I^\delta[\varepsilon^{(m)}(I)], \quad (6.3)$$

donde I es la imagen máscara y $\varepsilon^{(m)}(I)$ es la imagen marcador.

El *cierre por reconstrucción* [80] de tamaño m de una imagen I , se define como la reconstrucción de I a partir de la dilatación de tamaño m de I :

$$\phi_R^{(m)}(I) = R_I^\varepsilon[\delta^{(m)}(I)], \quad (6.4)$$

donde I es la imagen máscara y $\delta^{(m)}(I)$ es la imagen marcador.

6.1.2 Top-Hat por reconstrucción

Las estructuras eliminadas en la apertura por reconstrucción pueden recuperarse por medio de la transformada de Top-Hat blanca por Reconstrucción [80]:

$$TH = I - R_I^\delta[M], \quad (6.5)$$

donde I es la imagen máscara y M es la imagen marcador.

Del mismo modo, las estructuras eliminadas en el cierre por reconstrucción pueden recuperarse por medio de la transformada de Top-Hat oscura por Reconstrucción [80]:

$$BH = R_I^\varepsilon[M] - I, \quad (6.6)$$

donde I es la imagen máscara y M es la imagen marcador.

6.2 Algoritmo propuesto

En el Algoritmo 5, denominado *Multi-Scale Top-Hat transform powered by Geodesic Reconstruction for panoramic dental radiography enhancement* (MSTHGR), describen los procesos de mejora de las radiografías panorámicas de dientes.

Algoritmo 5 Multi-Scale Top-Hat transform powered by Geodesic Reconstruction for panoramic dental radiography enhancement (MSTHGR).

Entrada: I (Imagen original), n (número de iteraciones)

Salida: I_E (Imagen mejorada)

- 1: **desde** $i = 1$ **to** n **hacer**
 - 2: *Se obtienen las características múltiples de las zonas brillantes y oscuras, que se extraen de la siguiente manera:*

$$TH_i = R_{WT_i}^\delta[RW_i]$$

$$BH_i = R_{BT_i}^\delta[RB_i]$$
 - 3: *Las sustracciones entre las escalas múltiples de las zonas brillantes y oscuras de la imagen se obtienen como sigue:*

$$STH_{i-1} = TH_i - TH_{i-1}$$

$$SBH_{i-1} = BH_i - BH_{i-1}$$
 - 4: **fin desde**
 - 5: *Las escalas máximas de brillo y oscuridad, extraídas de la imagen, se calculan como sigue:*

$$MTH = \max_{1 \leq i \leq n} \{TH_i\}$$

$$MBH = \max_{1 \leq i \leq n} \{BH_i\}$$

$$MSTH = \max_{2 \leq i \leq n} \{STH_{i-1}\}$$

$$MSBH = \max_{2 \leq i \leq n} \{SBH_{i-1}\}$$
 - 6: *La mejora de la imagen se calcula como sigue:.*

$$I_E = I + (MTH + MSTH) - (MBH + MSBH)$$
 - 7: **return** I_E
-

6.3 Resultados y discusiones

En esta sección se presentan los resultados experimentales realizados para validar el algoritmo propuesto. Para validar con éxito el algoritmo propuesto, se establecieron dos objetivos:

- Cuantificar el rendimiento del algoritmo propuesto en cuanto a la mejora de la radiografía dental panorámica. Para ello se han realizado comparaciones con otros algoritmos del estado del arte y se han utilizado métricas de evaluación para cuantificar los resultados numéricos obtenidos por los algoritmos.
- Analizar clínicamente de forma objetiva cómo afectan los algoritmos de mejora de contraste a las radiografías panorámicas. Para ello, los odontólogos realizaron una evaluación visual y valoraron objetivamente una muestra de los resultados obtenidos.

6.3.1 Métricas de evaluación

Los resultados se evaluaron con las siguientes métricas:

- Relative Enhancement in Contrast (REC) [35, 94]: cuantifica el contraste de la radiografía panorámica mejorada. Cuanto mayor sea el REC, mejor contraste tendrá la imagen dental.
- Contrast Improvement Ratio (CIR) [90]: cuantifica el contraste local de la imagen médica mejorada. Cuanto mayor sea el CIR, mejor será el contraste local de la imagen médica.
- Entropy (E) [36, 87, 94] en el procesamiento digital de imágenes, se utiliza para cuantificar los detalles o características de la imagen. Cuanto mayor es el E , mejor es el detalle de la imagen.
- Spatial Frequency (SF) [77]: en el procesamiento digital de imágenes, es la métrica que cuantifica la información espacial contenida en la imagen. Si SF tiene un valor grande, se considera que la radiografía panorámica mejorada tiene más información espacial.

- Peak signal-to-noise ratio (PSNR) [62, 72]: en el procesamiento digital de imágenes, es la métrica adoptada para cuantificar la distorsión introducida en el proceso de mejora de la imagen. Si *PSNR* tiene un valor grande, se considera que la radiografía panorámica mejorada tiene menos distorsión.
- Absolute Mean Brightness Error (AMBE) [72], en el procesamiento digital de imágenes, es la métrica que cuantifica la conservación del brillo medio de las radiografías panorámicas mejoradas. Si *AMBE* tiene un valor pequeño, se considera que la radiografía panorámica mejorada ha conservado su brillo medio.

6.3.2 Resultados experimentales

MSTHGR se comparó con los siguientes algoritmos: Geodesic Reconstruction Multiscale Morphology Contrast Enhancement (GRMMCE) [62], Histogram Equalization (HE), Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization (BBHE) [37], Dual Sub-Image Histogram Equalization (DSIHE) [88], Minimum Mean Brightness Error Bi-Histogram Equalization (MMBEBHE) [25], Quadri-Histogram Equalization with Limited Contrast (QHELC) [56], Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) [95] y Gamma Correction (GC) [28].

Los algoritmos MSTHGR, GRMMCE, HE, BBHE, DSIHE, MMBEBHE y QHELC se implementaron utilizando la biblioteca ImageJ [75]; para MSTHGR y GRMMCE, basados en la morfología matemática, se utilizó una biblioteca adicional llamada MorphoLibJ [39].

Los algoritmos MSTHGR y GRMMCE tienen los siguientes parámetros: imagen original I , número de iteraciones $n = 7$ y un elemento estructurante en forma de disco con radio inicial $r = 1$, donde el radio aumenta en cada iteración en un rango $r = \{1, 2, 3, \dots, n\}$. Bai [9] utilizó un número pequeño de iteraciones, porque los mejores detalles que se pueden extraer de la imagen están en escalas pequeñas. Por lo tanto, en este experimento, utilizamos el número de iteraciones $n = 7$.

Los algoritmos CLAHE y GC se implementaron en MATLAB 2014b. Los parámetros utilizados fueron los predeterminados.

6.3.3 Resultados numéricos y visuales

Los algoritmos se probaron en las 598 radiografías panorámicas. La Tabla 6.1 muestra los resultados numéricos medios obtenidos por los algoritmos. Los dos mejores resultados medios se destacan en negrita. El algoritmo MSTHGR obtuvo resultados medios elevados en las métricas CIR, E y SF. Sin embargo, también es competitivo en las demás métricas.

Tabla 6.1: Resultados promedios obtenidos por los algoritmos.

Algoritmos	REC	CIR	E	SF	PSNR	AMBE
I	-	-	7.209	17.681	-	-
MSTHGR	1.007	0.773	7.462	20.019	31.242	0.548
GRMMCE	1.003	0.245	7.369	19.051	35.700	0.103
HE	1.069	0.220	6.989	17.802	14.437	42.027
BBHE	1.074	0.197	6.943	18.314	18.147	19.601
DSIHE	1.075	0.197	6.942	18.327	17.801	20.741
MMBEBHE	1.019	0.194	6.975	17.588	27.787	3.081
QHELC	1.004	0.029	7.169	17.745	44.536	0.529
CLAHE	1.042	0.335	7.820	18.590	16.857	22.288
GC	1.010	1.151	7.458	17.705	38.690	1.508

El método MSTHGR propuesto es ligeramente mejor que el GRMMCE (REC) en términos de contraste, pero es peor en términos de ruido (PSNR) y error de brillo medio absoluto (AMBE). Esto se debe a que la mejora del contraste está en relación de compromiso con el ruido y el brillo medio. Cuanto mejores son los valores de contraste (REC), peores son los valores PSNR y AMBE. Esto se puede ver en la Figura 7.1. Sin embargo, la mejora obtenida por el método MSTHGR consigue mejores valoraciones clínicas por parte de los dentistas (ver artículo de referencia [64]).

La Figura 7.1 muestra los resultados de cada métrica en gráficos de caja. Se puede observar que MSTHGR obtuvo valores numéricos menos dispersos para las métricas E y AMBE. Los valores obtenidos por MSTHGR

en las métricas E, PSNR y SF tuvieron una dispersión similar al conjunto de algoritmos que integran este estudio. También se puede observar que MSTHGR obtuvo valores para la métrica CIR con una dispersión similar a la de GC, pero relativamente superior a la obtenida por los otros algoritmos.

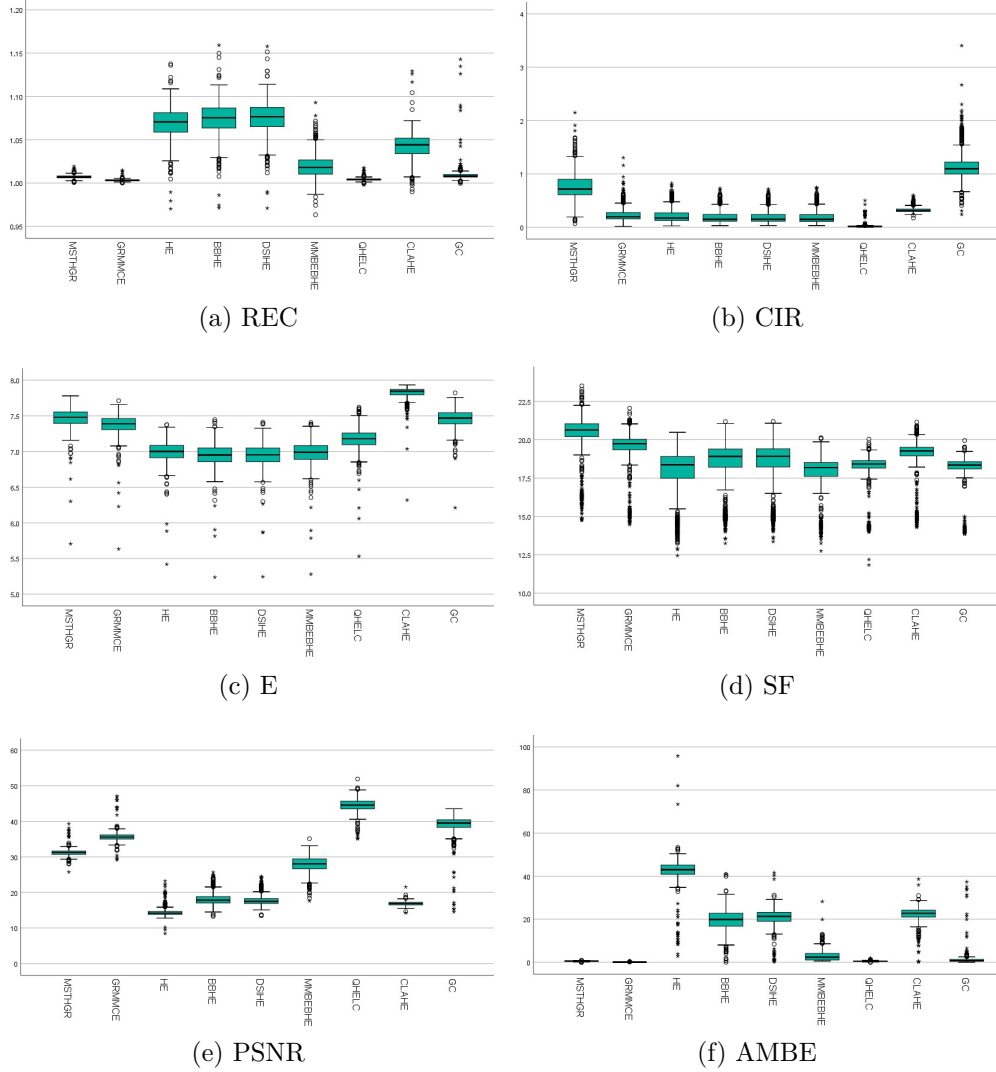


Figura 6.1: Gráficos de caja de los resultados obtenidos por los algoritmos.

El análisis estadístico se realizó mediante pruebas no paramétricas teniendo en cuenta la cantidad de datos de la base. Se realizaron observaciones emparejadas a través del Wilcoxon Signed Rank Test [91], tomando como

pares los resultados de cada algoritmo con respecto al algoritmo propuesto. Los resultados de la Prueba de Rangos con Signos de Wilcoxon se presentan en la Tabla 6.2.

Tabla 6.2: Resultados obtenidos mediante la Prueba de Rangos con Signos de Wilcoxon para observaciones emparejadas.

Algoritmos		Metricas					
		REC	CIR	E	SF	PSNR	AMBE
MSTHGR - GRMMCE	Rangos Negativos	0	0	4	0	598	4
	Rangos Positivos	598	598	594	598	0	594
	Z	-21.187	-21.187	-21.184	-24.413	-24.413	-24.086
	Sig. asintótico (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0
MSTHGR - HE	Rangos Negativos	595	20	0	0	0	598
	Rangos Positivos	3	578	598	598	598	0
	Z	-21.171	-20.85	-21.187	-24.413	-24.413	-24.413
	Sig. asintótico (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0
MSTHGR - BBHE	Rangos Negativos	595	20	0	1	0	597
	Rangos Positivos	3	578	598	597	598	1
	Z	-21.171	-20.924	-21.187	-24.331	-24.413	-24.331
	Sig. asintótico (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0
MSTHGR - DSIHE	Rangos Negativos	595	20	0	1	0	598
	Rangos Positivos	3	578	598	597	598	0
	Z	-21.178	-20.935	-21.187	-24.331	-24.413	-24.413
	Sig. asintótico (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0
MSTHGR - MMBEBHE	Rangos Negativos	499	21	0	0	32	595
	Rangos Positivos	99	577	598	598	566	3
	Z	-17.355	-20.922	-21.187	-24.413	-21.796	-24.168
	Sig. asintótico (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0
MSTHGR - QHELC	Rangos Negativos	35	11	0	0	598	268
	Rangos Positivos	563	587	598	598	0	330
	Z	-19.734	-21.159	-21.187	-24.413	-24.413	-2.494
	Sig. asintótico (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	0.013
MSTHGR - CLAHE	Rangos Negativos	589	26	598	0	0	596
	Rangos Positivos	9	572	0	598	598	2
	Z	-23.677	-22.287	-24.413	-24.413	-24.413	-24.250
	Sig. asintótico (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0
MSTHGR - GC	Rangos Negativos	416	566	167	4	580	408
	Rangos Positivos	182	32	431	594	18	190
	Z	-9.528	-21.796	-10.755	-24.086	-22.941	-8.874
	Sig. asintótico (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0	≈ 0

Con respecto a la base de datos evaluada y a un nivel de significación estadística de $\alpha = 0.01$, se observa lo siguiente:

- Para la métrica REC, MSTHGR fue numéricamente superior a los algoritmos GRMMCE, QHELC y GC.
- Para la métrica CIR, MSTHGR fue numéricamente superior a los algo-

ritmos GRMMCE, HE, BBHE, DSIHE, MMBEBHE, QHELC y CLAHE.

- Para la métrica E, MSTHGR fue numéricamente superior a los algoritmos GRMMCE, HE, BBHE, DSIHE, MMBEBHE, QHELC y GC.
- Para la métrica SF, MSTHGR fue numéricamente superior a todos los algoritmos comparados.
- Para la métrica PSNR, MSTHGR fue numéricamente superior a los algoritmos HE, BBHE, DSIHE, MMBEBHE y CLAHE.
- Para la métrica AMBE, MSTHGR fue numéricamente superior a los algoritmos HE, BBHE, DSIHE, MMBEBHE, CLAHE y GC.

El valor p cercano a cero (0) en la Prueba de Rangos con Signos de Wilcoxon para la mayoría de las observaciones emparejadas permite concluir que existen diferencias estadísticamente significativas entre las medianas obtenidas por el algoritmo MSTHGR propuesto y los demás algoritmos.

Las Figuras 6.2 y 6.3 muestran que las radiografías dentales panorámicas, mejoradas con el algoritmo MSTHGR, presentan una mayor definición en los bordes de los dientes en general, así como una mejor visualización de las diferentes estructuras, como el esmalte, la dentina y la cámara pulpar, que los componen. Además, permitieron una visualización de las restauraciones a nivel coronario en los casos en que estaban presentes. A nivel radicular, se pudo observar con mayor definición la luz de los conductos radiculares. A nivel del cóndilo mandibular, se pudo observar una mejor definición de los bordes así como una mejor observación de las trabéculas óseas. En las regiones de los senos maxilares y del conducto dental inferior, no se encontraron grandes variaciones en comparación con las imágenes originales.



(a) Imagen original (67.jpg)



(b) MSTHGR



(c) GRMMCE



(d) HE



(e) BBHE



(f) DSIHE



(g) MMBEBHE



(h) QHELC

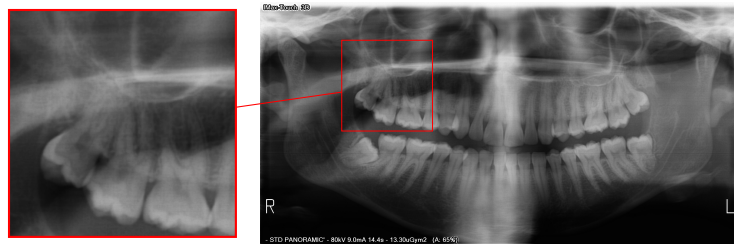


(i) CLAHE

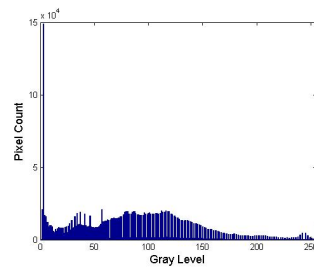


(j) GC

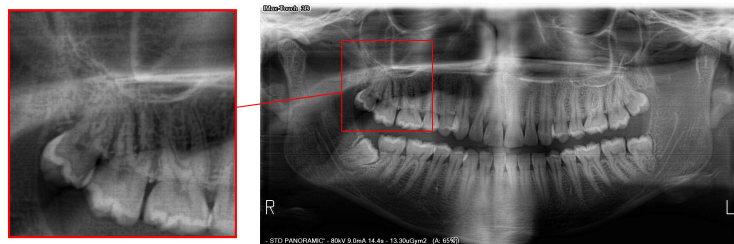
Figura 6.2: Resultados visuales para las radiografías panorámicas.



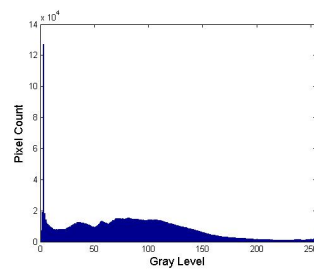
(a) Imagen original (67.jpg)



(b) Histograma de la imagen original



(c) Imagen mejorada con MSTHGR



(d) Histograma de la imagen mejorada con MSTHGR

Figura 6.3: Resultados visuales.

6.3.4 Utilidad para el diagnóstico en el ámbito clínico

El algoritmo propuesto permitió observar claramente los dientes, así como las demás regiones anatómicas analizadas en las imágenes seleccionadas. Además, los diferentes tejidos duros dentales (unión esmalte-dentina), los conductos radiculares y el ligamento periodontal eran claramente visibles.

6.4 Conclusiones

La mejora del contraste y el detalle de las radiografías panorámicas ayuda a los dentistas a evaluar mejor las estructuras anatómicas de los dientes presentes en la imagen. Por este motivo, en este capítulo se presentó un algoritmo para la mejora del contraste y el detalle de las radiografías dentales panorámicas. Además, se destaca la ayuda de especialistas dentales en la cuantificación de los resultados obtenidos por los algoritmos. Estos evaluaron objetivamente el impacto real de las mejoras y cómo afectaban a las radiografías dentales panorámicas.

Experimentalmente, los resultados numéricos muestran que el MSTHGR obtuvo los mejores resultados con respecto a las métricas CIR, E y SF. Esto indica que la propuesta realiza mejoras locales en las radiografías panorámicas, mejorando sus detalles y bordes. Con respecto a las métricas REC, PSNR y AMBE, la propuesta mejora el contraste global de las radiografías, introduce menos distorsión en la imagen y preserva el brillo medio. Aunque sus resultados numéricos son inferiores a los de algunos algoritmos, el método propuesto demostró ser competitivo.

Los resultados visuales obtenidos por los algoritmos fueron evaluados clínicamente por dentistas especializados. En general, según las evaluaciones, el algoritmo MSTHGR fue mejor para mejorar la calidad visual de las radiografías dentales panorámicas.

Capítulo 7

Mejora de las imágenes de dermatoscopia mediante operaciones morfológicas multiescala

7.1 Resumen

Las imágenes de dermatoscopia de la piel suelen carecer de contraste debido a las diferentes condiciones de luz. De hecho, a menudo se observa un bajo contraste en las imágenes de dermatoscopia del melanoma, lo que hace que la lesión se confunda con la piel circundante. Además, el bajo contraste impide ver ciertos detalles en la imagen. Por lo tanto, es necesario diseñar un enfoque que pueda mejorar el contraste y los detalles de las imágenes dermatoscópicas. En este capítulo, proponemos un enfoque morfológico multiescala para reducir los impactos de la falta de contraste y mejorar la calidad de las imágenes. Mediante la reconstrucción Top-Hat, se extraen de la imagen las características locales brillantes y oscuras. Las características locales brillantes se suman y las oscuras se restan de la imagen. De este modo, se obtienen imágenes con mayor contraste y detalle. El enfoque propuesto se aplicó a una base de datos de 236 imágenes en color de lesiones melanocíticas benignas y malignas. Los resultados muestran que el enfoque morfológico multiescala por reconstrucción es un algoritmo compet-

itivo, ya que logró un nivel muy satisfactorio de mejora del contraste y del detalle en las imágenes de dermatoscopia.

7.2 Algoritmo propuesto

En el Algoritmo 6, denominado *Multi-scale Geodesic Reconstruction based Top-Hat transform* (MGRTH), se describen los procesos de mejora de las imágenes de dermatoscopia.

Algoritmo 6 : Multi-scale Geodesic Reconstruction based Top-Hat transform (MGRTH)

Entrada: I (*Imagen original*), n (*número de iteraciones*)

Salida: I_E (*Imagen mejorada*)

- 1: **desde** $i = 1$ **to** n **hacer**
 - 2: *Se obtienen las características múltiples de las zonas brillantes y oscuras, que se extraen de la siguiente manera:*

$$TH_i = R_{WT_i}^\delta[RW_i]$$

$$BH_i = R_{BT_i}^\delta[RB_i]$$
 - 3: *Sustracción de escalas vecinas.*

$$STH_{i-1} = \begin{cases} TH_i - TH_{i-1}, & \text{to } i = 2 \\ TH_i - STH_{i-2}, & \text{to } i > 2 \end{cases}$$

$$SBH_{i-1} = \begin{cases} BH_i - BH_{i-1}, & \text{to } i = 2 \\ BH_i - SBH_{i-2}, & \text{to } i > 2 \end{cases}$$
 - 4: **fin desde**
 - 5: *Obtención de valores máximos por medio de la suma de las múltiples escalas.*

$$ATH = \sum_{i=1}^n \{TH_i\},$$

$$ABH = \sum_{i=1}^n \{BH_i\},$$

$$ASTH = \sum_{i=1}^{n-2} \{STH_{i-1}\},$$

$$ASBH = \sum_{i=1}^{n-2} \{SBH_{i-1}\}$$
 - 6: *Mejora de la imagen visible.*

$$I_E = I + \omega \times \text{máx}(ATH + ASTH) - \omega \times \text{máx}(ABH + ASBH)$$
 - 7: **return** I_E
-

A continuación se presenta los resultados experimentales obtenidos por el algoritmo propuesto.

7.3 Resultados y Discusiones

Esta sección describe los experimentos realizados para cuantificar el rendimiento relativo del algoritmo propuesto. La base de datos utilizada en estos experimentos contiene 236 imágenes en color de lesiones melanocíticas benignas y malignas y utilizadas en [20]. Para las pruebas en las imágenes RGB, primero se convirtieron las imágenes RGB a imágenes HSV. A continuación, los algoritmos y las evaluaciones se aplicaron al canal V de las imágenes. Por último, las imágenes HSV se convirtieron en imágenes RGB.

Todos los algoritmos fueron implementados utilizando la librería ImageJ [75], para los algoritmos basados en morfología matemática se utilizó una librería extra llamada MorphoLibJ [39].

Los resultados se evaluaron con las métricas: Entropy (E), Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) y Relative Enhancement in Contrast (REC).

7.3.1 Ajuste de parámetros

En esta subsección se realiza el experimento de ajuste de los parámetros del algoritmo MGRTH con respecto al número de iteraciones n y al peso de ajuste de contraste ω . Para ello se utiliza la métrica E y PSNR. Además, se utilizan para visualizar la relación entre la métrica PSNR y REC. La Tabla 7.3 muestra los parámetros del algoritmo MGRTH que hay que ajustar.

Tabla 7.1: Parámetros del algoritmo propuesto.

Algoritmo	Elemento estructurante (disco) inicial	Número de iteraciones	Peso de ajuste de contraste
	H	n	ω
MGRTH	1	[2-20]	[0.25,0.50,0.75]

7.3.1.1 Resultados numéricos

En la Figura 7.1 se puede observar que: MGRTH con $\omega = 0.25$ tiene una entropía creciente más larga que utilizando pesos mayores y a partir de $n = 7$

ya iguala o supera los valores medios obtenidos que utilizando pesos mayores.

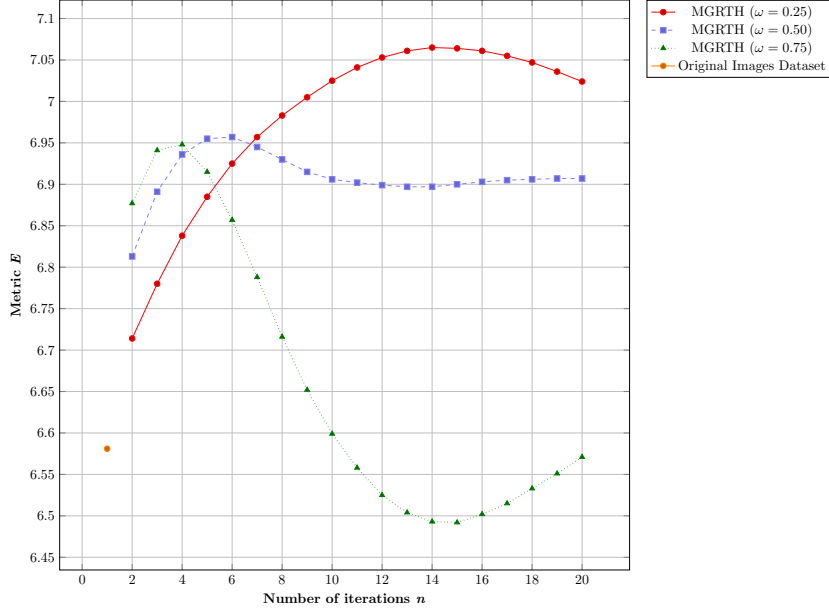


Figura 7.1: Comparación con respecto a la métrica E

En la Figura 7.2 se observa que también con $\omega = 0.25$ hay un mayor valor de PSNR y en la Figura 7.3 se observa una mayor relación entre REC y PSNR en todas las iteraciones evaluadas.

En la Figura 7.3 puede observarse que a medida que aumenta el contraste se tiende a añadir más ruido a la imagen.

7.3.2 Evaluación visual por parte del dermatólogo

En la Figura 7.4 se observa que a medida que el valor de la ω aumenta, el brillo de la imagen también aumenta. Esto hace que aparezcan artefactos brillantes u oscuros. Debido a esto y a los resultados obtenidos en la subsección anterior, se elige el valor $\omega = 0.25$ para el siguiente experimento.

En la Figura 7.5 podemos ver que a medida que aumentan las iteraciones, se introducen distorsiones en la imagen. En comparación con la imagen original (Figuras 7.5(a-h)), las imágenes de las Figuras 7.5(c-j) y 7.5(d-k) presentan una mayor nitidez de las lesiones y sin mucho brillo. Una

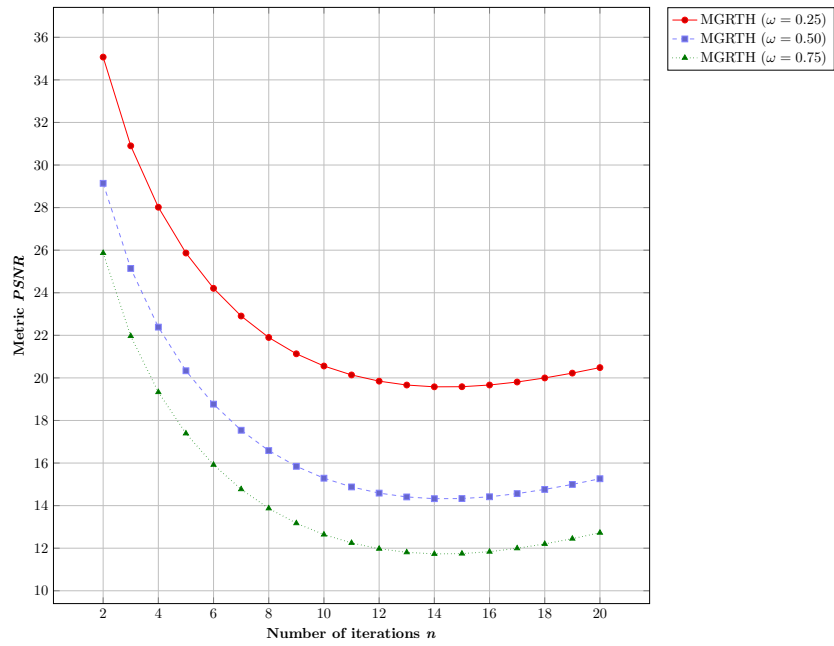


Figura 7.2: Comparación con respecto a la métrica PSNR

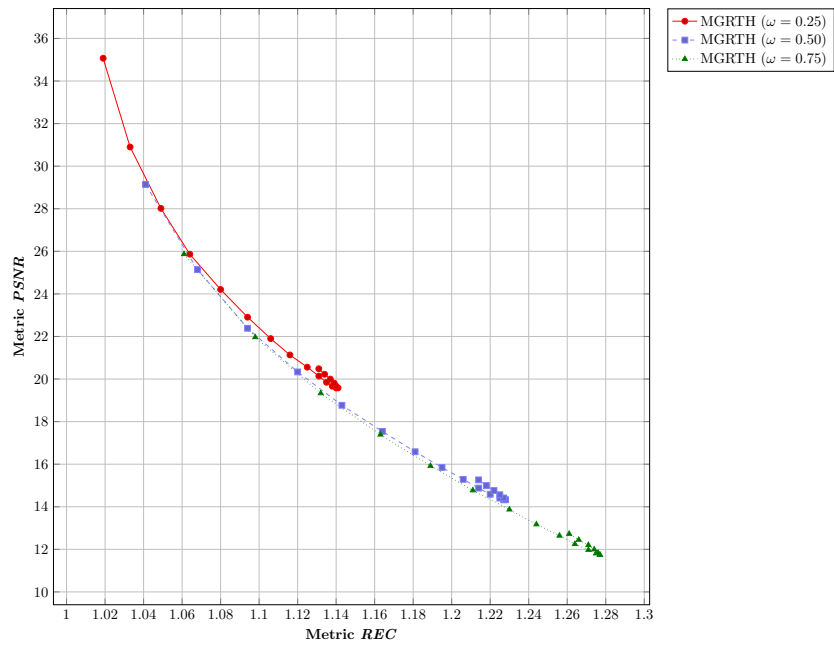


Figura 7.3: Relación entre PSNR y REC

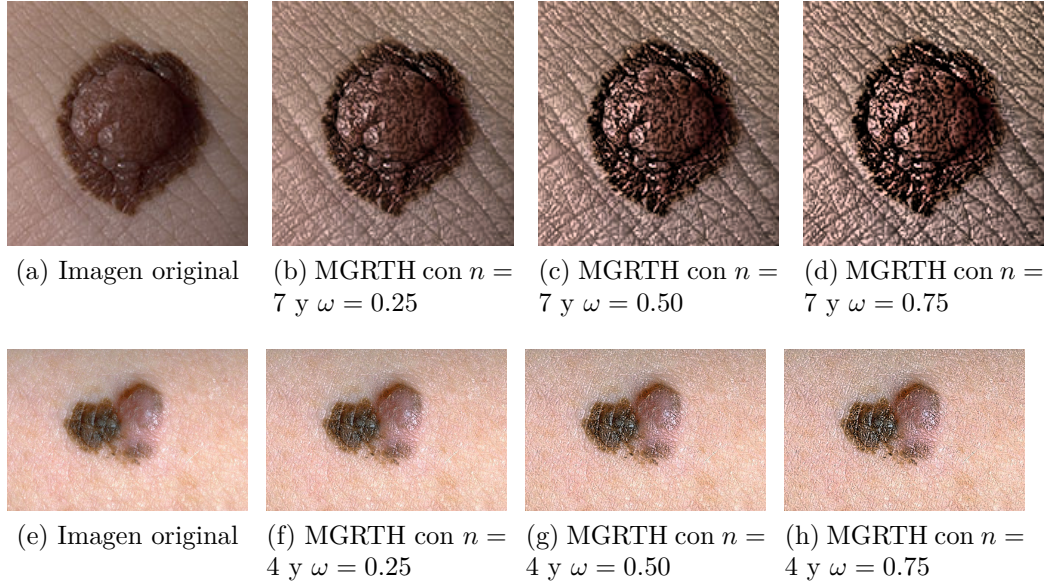


Figura 7.4: Resultados visuales obtenidos por MGRTH con diferentes ω .

imagen con demasiado brillo puede provocar asignaciones dermatoscópicas o traslaciones de malignidad que no se corresponden con la lesión. Esto puede considerarse como un artefacto de la imagen modificada. La nitidez que se observa en las imágenes de las figuras 7.5(c) y 7.5(d) también es evidente en la piel periférica sana.

7.3.3 Comparación del algoritmo propuesto con los algoritmos del estado del arte

MGRTH se comparó con los algoritmos basados en histogramas: HE, BBHE, MMBEHE y QHELC. Estos son buenos para mejorar el contraste y el brillo medio de las imágenes médicas. También se comparó con algoritmos otros algoritmos del estado del arte basados en morfología matemática multiescala: Geodesic Reconstruction multi-scale Morphological Contrast Enhancement (GRMMCE) [63], y Multi-scale Morphological Approach to Local Contrast Enhancement by Reconstruction (MMALCER) [5]. Estos son buenos para mejorar el contraste local de las imágenes.

La Tabla 7.2 muestra los parámetros de los algoritmos basados en la

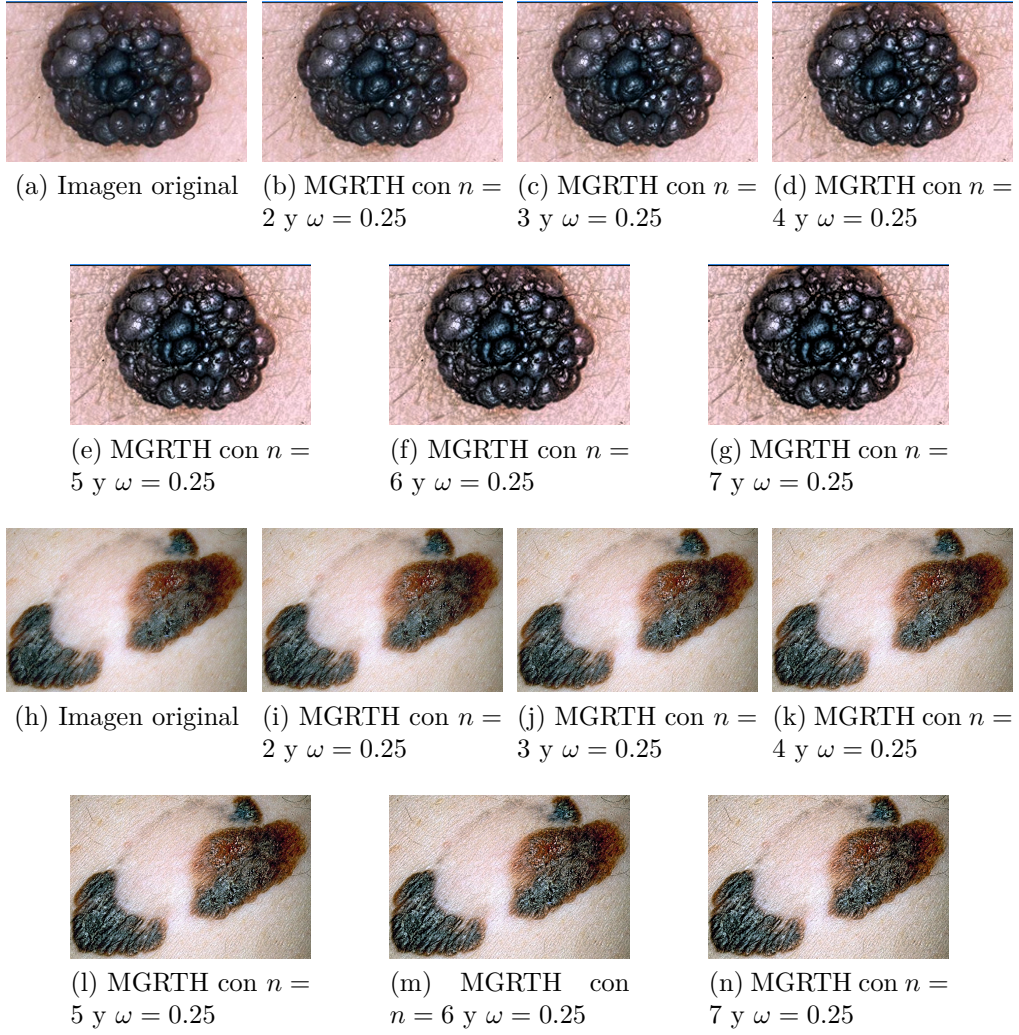


Figura 7.5: Resultados visuales obtenidos por MGRTH en las diferentes iteraciones.

morfología matemática multiescala. En los artículos de referencia se utilizan los parámetros ω de los algoritmos presentados en [63] y [5].

7.3.3.1 Resultados numéricos

En la Figura 7.6 se puede observar que a medida que n crece y a partir de $n = 4$, MGRTH obtiene una mayor entropía de la imagen respecto a los algoritmos comparados. Esto indica que el algoritmo propuesto es bueno

Tabla 7.2: Parámetros de los algoritmos basados en la morfología matemática multiescala.

Algorithms	Initial Structuring Element (disk)		Number of iterations n	Contrast setting weight ω
	H	H'		
MGRTH	1	-	[2-20]	0.25
GRMMCE [63]	1	-	[2-20]	1
MMALCER [5]	1	-	[2-20]	0.5

para mejorar el detalle de la imagen.

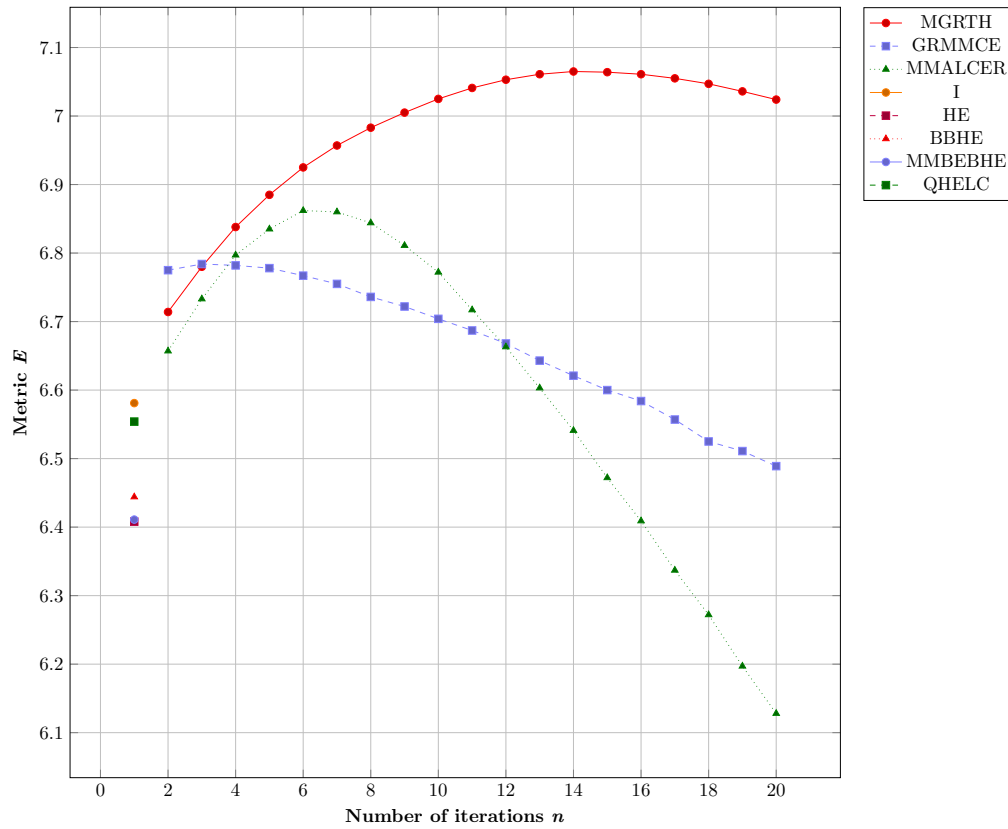


Figura 7.6: Comparación con respecto a la métrica E

La Tabla 7.3 muestra los resultados promedios obtenidos por los algo-

ritmos comparados. Para los algoritmos basados en la transformada top-hat multiescala se consideró el valor de $n = 4$. Los mejores resultados promedios se destacan en negrita.

Tabla 7.3: Resultados promedios obtenidos por los algoritmos comparados.

Algoritmos	E	REC	PSNR
I	6.581	-	-
MGRTH	6.838	1.049	28.018
GRMMCE	6.782	1.054	28.109
MMALCER	6.797	1.044	29.032
HE	6.408	1.249	12.420
BBHE	6.444	1.241	17.191
MMBEBHE	6.411	1.186	20.223
QHELC	6.554	1.024	38.342

Los resultados medios de la tabla 7.3 muestran que:

- MGRTH tiene un mejor rendimiento medio según la métrica E, lo que indica que el enfoque mejora los detalles de las imágenes de melanoma.
- Entre los algoritmos basados en la transformada multiescala top-hat, MGRTH es el segundo con mejor rendimiento para PSNR. Esto significa que introduce una baja distorsión en las imágenes.
- Según la métrica REC, todos los algoritmos comparados mejoran las imágenes en promedio.

En la Prueba de Rangos con Signos de Wilcoxon se calculan las diferencias de los pares de observaciones q , y en base a estas diferencias en valor absoluto se asignan Rangos de orden. En la Tabla 7.4 se presenta el número de Rangos Positivos observados, es decir, el número de veces que la propuesta ha obtenido valores más altos de la métrica que el algoritmo comparado, del mismo modo se observa el número de Rangos Negativos, es decir, el número de veces que la propuesta ha obtenido valores más bajos de la métrica que el algoritmo comparado. El estadístico de Wilcoxon constituye la Suma de Rangos (positivos o negativos) y para el número de pares $q \geq 20$ se puede considerar que tiene una distribución aproximadamente normal [86]. En la

tabla 7.4 se presenta el estadístico Z de la Distribución Normal Estándar y la significación asociada al estadístico Wilcoxon observado.

Tabla 7.4: Prueba de Rangos con Signos de Wilcoxon para observaciones emparejadas.

Algoritmos		Metricas		
		E	REC	PSNR
MGRTH - I	Rangos Negativos	33	-	-
	Rangos Positivos	203	-	-
	Z	-11.55	-	-
	Sig. asintótico (bilateral)	≈ 0	-	-
MGRTH - GRMMCE	Rangos Negativos	40	160	133
	Rangos Positivos	196	76	103
	Z	-10.871	-6.987	-1.63
	Sig. asintótico (bilateral)	≈ 0	≈ 0	0.103
MGRTH - MMALCER	Rangos Negativos	32	29	232
	Rangos Positivos	204	207	4
	Z	-10.188	-11.524	-13.267
	Sig. asintótico (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0
MGRTH - HE	Rangos Negativos	6	218	4
	Rangos Positivos	230	18	232
	Z	-13.228	-12.981	-13.287
	Sig. asintótico (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0
MGRTH - BBHE	Rangos Negativos	8	214	15
	Rangos Positivos	228	22	221
	Z	-13.156	-12.789	-12.698
	Sig. asintótico (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0
MGRTH - MMBEBHE	Rangos Negativos	9	212	30
	Rangos Positivos	227	24	206
	Z	-13.167	-12.547	-11.935
	Sig. asintótico (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0
MGRTH - QHELC	Rangos Negativos	24	48	232
	Rangos Positivos	212	188	4
	Z	-12.182	-10.467	-13.303
	Sig. asintótico (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0

Tras analizar los resultados (nivel de significación estadística $\alpha=0,01$), se observa lo siguiente:

- El algoritmo propuesto ha obtenido valores más altos en la métrica E

que los otros algoritmos evaluados.

- Para la métrica REC, el algoritmo propuesto ha obtenido valores inferiores a los algoritmos HE, BBHE y MMBEBHE, y valores superiores a los obtenidos por QHELC y MMALCER.
- Para la métrica PSNR, el algoritmo propuesto ha obtenido valores inferiores a los algoritmos GRMMCE, MMALCER y QHELC, y valores superiores a los obtenidos por HE, BBHE y MMBEBHE.

7.3.3.2 Evaluación visual por parte del dermatólogo

En las figuras 7.7 y 7.8 se pueden visualizar las imágenes mejoradas con diferentes algoritmos del estado del arte. Las imágenes obtenidas por los algoritmos basados en morfología matemática multiescalar utilizan un número de iteración $n = 4$.

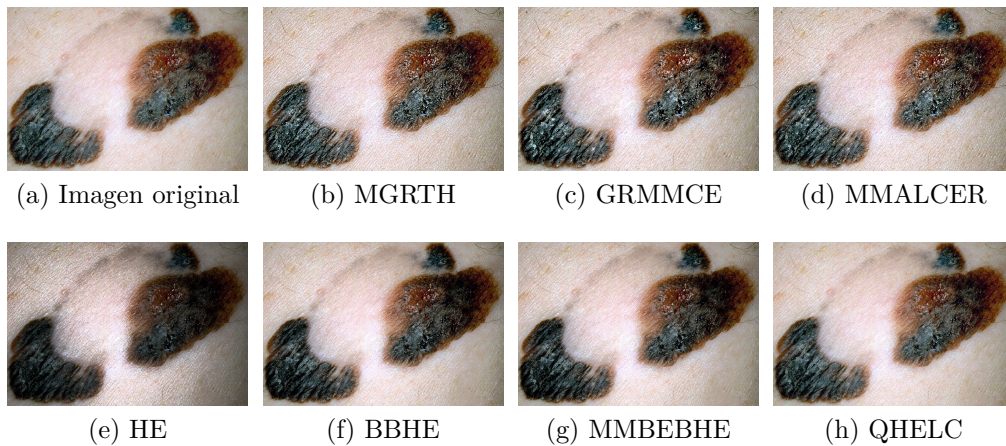


Figura 7.7: Imagen de melanoma maligno. Resultados visuales obtenidos por los algoritmos.

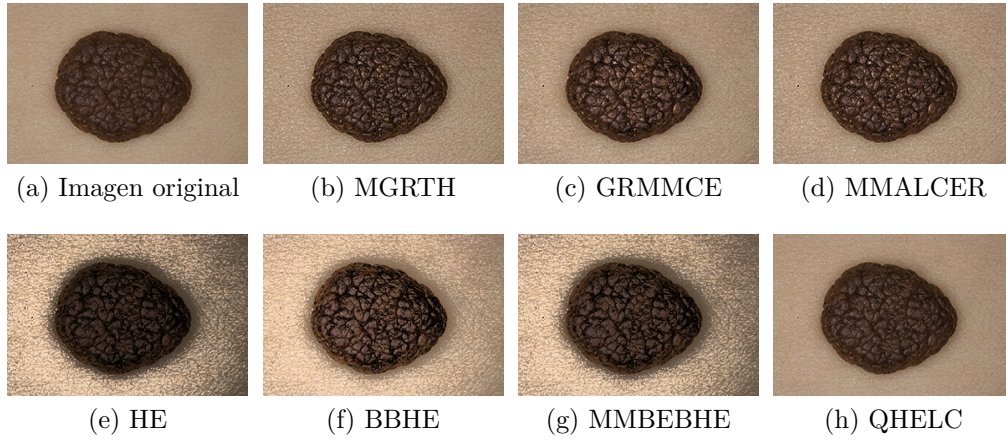


Figura 7.8: Imagen benigna. Resultados visuales obtenidos por los algoritmos.

Se puede observar que MGRTH y MMALCER son los algoritmos que conservan más características y proporcionan la mejor nitidez. Además, evitan añadir brillos innecesarios y mejoran la visualización de la piel circunscrita. Estos algoritmos son posiblemente los más aplicables para la evaluación y clasificación de imágenes dermatoscópicas.

7.4 Conclusiones

Los resultados numéricos y visuales muestran que MGRTH mejora el contraste de las imágenes de melanoma según la métrica REC y es superior a los algoritmos comparativos en la mejora de los detalles de las imágenes según la métrica E. Entre los algoritmos basados en la transformada Top-Hat multi-escala comparados, MGRTH es el segundo que introduce una baja distorsión en el proceso de mejora de los detalles y del contraste.

Capítulo 8

Un Método Morfológico Multiescala para la Fusión de Imágenes Visibles e Infrarrojas

8.1 Resumen

Las imágenes infrarrojas (IR) nos ayudan a detectar objetivos ocultos en el ambiente en función a la radiación que emiten. Estos funcionan bien en condiciones diurnas, nocturnas o en ambientes climáticas como lluvia o niebla. Sin embargo, las imágenes visibles (VIS) nos proporcionan detalles de textura de las escenas que son mejor apreciados por el ojo humano. Por tanto, la extracción de características útiles de la imagen y la conservación de detalles de manera efectiva es una parte crucial de la fusión de imágenes. En este trabajo proponemos un algoritmo de fusión de imágenes visibles e infrarrojas utilizando la transformada de Top-Hat multiescala. Primero, se genera la imagen base fusionando las dos imágenes fuente. Segundo, se extraen múltiples características brillantes y oscuras de cada imagen fuente mediante la transformada de top-hat. Tercero, las múltiples representaciones brillantes y oscuras de las imágenes fuentes se fusionan. Finalmente, la imagen fusionada se obtiene añadiendo a la imagen base los valores máximos obtenidos en el paso anterior. Este algoritmo es competitivo, porque proporciona buenos

resultados en contraste, brillo y textura.

8.2 Esquema de fusión de imágenes visible e infrarroja

La propuesta consta de cuatro etapas.

8.2.1 Primera etapa

En la primera etapa se obtiene la imagen base de la siguiente manera:

$$I_b(IR, VIS) = \begin{cases} I_b(u, v) = IR(u, v) & \text{Si } IR(u, v) > VIS(u, v) \\ I_b(u, v) = \frac{IR(u, v) + VIS(u, v)}{2} & \text{Si } IR(u, v) \leq VIS(u, v) \end{cases} \quad (8.1)$$

donde IR es la imagen infrarroja, VIS es la imagen visible y I_b es la imagen base.

8.2.2 Segunda etapa

En la segunda etapa se extraen las múltiples características brillantes y oscuras de las imágenes visible e infrarroja y se fusionan calculando el máximo entre ellos.

Sea una imagen I , un elemento estructurante B con forma de disco, y el número de iteraciones n . Las múltiples características de las zonas brillantes son extraídas de la siguiente forma:

$$TH_i = R_{WT_i}^\delta[RW_i], \quad (8.2)$$

donde WT es la imagen máscara obtenida por la ecuación 2.5, RW es la imagen marcador obtenida por la ecuación 6.5, TH_i son las i -escalas de brillos que se extrae de la imagen e $i = \{1, 2, 3, \dots, n\}$ [33].

Análogamente se obtienen las múltiples características de las zonas oscuras de la imagen, estas son extraídas de la siguiente forma:

$$BH_i = R_{BT_i}^\delta[RB_i], \quad (8.3)$$

donde BT es la imagen máscara obtenida por la ecuación 2.6, RB es la imagen marcador obtenida por la ecuación 6.6 y BH_i son las i -escalas de oscuridad que se extrae de la imagen [33].

Para obtener la fusión de las multiples escalas brillantes y oscuras de las imágenes visible e infrarroja se calcula de la siguiente manera:

$$MRTH_i = \max\{TH_i^{IR}, TH_i^{VIS}\}, \quad (8.4)$$

$$MRBH_i = \max\{BH_i^{IR}, BH_i^{VIS}\}. \quad (8.5)$$

Luego, se obtienen las sustracciones entre las múltiples escalas de las regiones brillantes de la imagen de la siguiente forma [61, 72]:

$$STH_{i-1} = \begin{cases} TH_i - TH_{i-1}, & \text{para } i = 2 \\ TH_i - STH_{i-2}, & \text{para } i > 2 \end{cases} \quad (8.6)$$

Análogamente se obtienen las sustracciones entre las múltiples escalas de las regiones oscuras de la imagen de la siguiente forma [61, 72]:

$$SBH_{i-1} = \begin{cases} BH_i - BH_{i-1}, & \text{to } i = 2 \\ BH_i - SBH_{i-2}, & \text{to } i > 2 \end{cases} \quad (8.7)$$

Para obtener la fusión de las multiples escalas brillantes y oscuras de las diferencias entre escalas, se calcula de la siguiente manera:

$$MSW_{i-1} = \max\{STH_{i-1}^{IR}, STH_{i-1}^{VIS}\}, \quad (8.8)$$

$$MSB_{i-1} = \max\{SBH_{i-1}^{IR}, SBH_{i-1}^{VIS}\}. \quad (8.9)$$

8.2.3 Tercera etapa

En la tercera etapa se obtiene la suma de todas las múltiples escalas obtenidas en la etapa anterior de la siguiente manera:

$$ATH = \sum_{1 \leq i \leq n} \{MRT H_i\}, \quad (8.10)$$

$$BTH = \sum_{1 \leq i \leq n} \{MRBH_i\}. \quad (8.11)$$

Todas las máximas escalas brillantes y oscuras extraídas de la imagen mediante sustracciones, se obtienen de la siguiente manera:

$$ASTH = \sum_{1 \leq i \leq n-1} \{MSW_{i-1}\}, \quad (8.12)$$

$$ASBH = \sum_{1 \leq i \leq n-1} \{MSB_{i-1}\}. \quad (8.13)$$

8.2.4 Cuarta etapa

En la etapa final se realiza la fusión de la imagen de la siguiente manera:

$$I_F = I_b + \omega \times (ATH + ASTH) - \omega \times (BTH + ASBH), \quad (8.14)$$

donde I_F es la imagen fusionada y ω es un peso de ajuste de contraste.

8.3 Resultados experimentales

La verificación del rendimiento relativo del método propuesto se realizó utilizando para las pruebas 6 escenas de imágenes infrarroja y visible de una base de datos pública [93]. El algoritmo propuesto fue comparado con los siguientes algoritmos: Average Fusion (AF), Laplacian Pyramid (LP) [22], Ratio of low-pass Pyramid (RP) [85], Gradient Transfer Fusion (GTF) [42], CurVelet Transform (CVT) [51], Multiscale Morphological Approach to image Fusion (MMAF)[19], Top-Hat transform to image Fusion (THF) [74], Weight strategy aided infrared and visible image fusion utilizing the center operator from opening and closing based toggle operator (WMSTH) [13].

La cuantificación del rendimiento de los métodos fue medida con las métricas:

- Entropy (E) es una medida ampliamente utilizada para cuantificar la información útil contenida de una imagen fusionada [74, 72, 8].
- Standard Deviation (SD) es una medida que cuantifica el contraste global de la imagen fusionada [74].
- Spatial Frequency (SF) es una medida que cuantifica la información espacial de la imagen fusionada [74, 13, 8].
- Average Gradient (AG)[74, 13] es una medida que cuantifica la claridad de la imagen fusionada.
- Mutual Information (MI) es una medida utilizada para cuantificar la similitud de dos imágenes. MI representa la información contenida en el resultado fusionado de las imágenes de origen [57, 24, 73].

A mayor valor de las métricas, se obtendrán mejores imágenes fusionadas.

8.3.1 Resultados numéricos

El objetivo de este experimento es cuantificar numérica y visualmente el rendimiento de la propuesta. Esto se realiza comparando la propuesta con los algoritmos LP, RP, GTF, CVT, THF, MMAF y WMSTH.

Los parámetros iniciales de los métodos basados en morfología matemática se presentan en la Tabla 8.1. El elemento estructurante H es de forma disco con un radio r , un número de iteraciones n y un peso de ajuste de contraste ω .

Los algoritmos basados en morfología matemática multiescala fueron implementados con la librería MorphoLibJ [39] de imageJ. Los códigos de los algoritmos LP, RP, GTF y CVT se encuentran disponibles públicamente en [42].

En la Tabla 8.2 se visualiza en negrita los mejores desempeños. El método propuesto tiene un buen rendimiento en SD, E y SF. Esto quiere

Tabla 8.1: Parámetros iniciales de los algoritmos basados en morfología matemática.

Algoritmos	r	n	ω
THF	5	1	-
MMAF	1	5	0.50
WMSTH	1	5	1
Propuesta	1	5	0.35

decir que las imágenes fusionadas con la propuesta tienen un buen contraste, detalles y buena información espacial. También podemos visualizar que ninguno de los algoritmos es el mejor para la métrica AG. Sin embargo, el algoritmo MMAF es bueno en la métrica MI.

8.3.2 Resultados visuales

En la Fig. 8.1 podemos visualizar un ejemplo de imágenes de “Camp”. Las imágenes originales son Fig. 8.1(a) y Fig. 8.1(b). En las imágenes fusionadas por los métodos AF, LP, RP, GTF, CVT, FTH no se captura bien el detalle infrarrojo de la persona. Sin embargo, en las imágenes obtenidas por MMAF, WMSTH y la propuesta se observa mejor los detalles de la persona.

En la Fig. 8.2 podemos visualizar un ejemplo de imágenes de “Road 2”. Las imágenes originales son Fig. 8.2(a) y Fig. 8.2(b). La propuesta y MMAF conservan mayormente las zonas brillantes, no así los demás algoritmos.

En la Fig. 8.3 podemos visualizar un ejemplo de imágenes de “T3”. Las imágenes originales son Fig. 8.3(a) y Fig. 8.3(b). La propuesta, MMAF y LP conservan mayormente la zona infrarroja de la persona y la textura de la selva.

En la Fig. 8.4 podemos visualizar un ejemplo de imágenes de “Octec”. Las imágenes originales son Fig. 8.4(a) y Fig. 8.4(b). Aunque en todas las imágenes fusionadas se puede visualizar el objetivo, los algoritmos basados en morfología matemática introducen pequeñas distorsiones particularmente en los árboles.

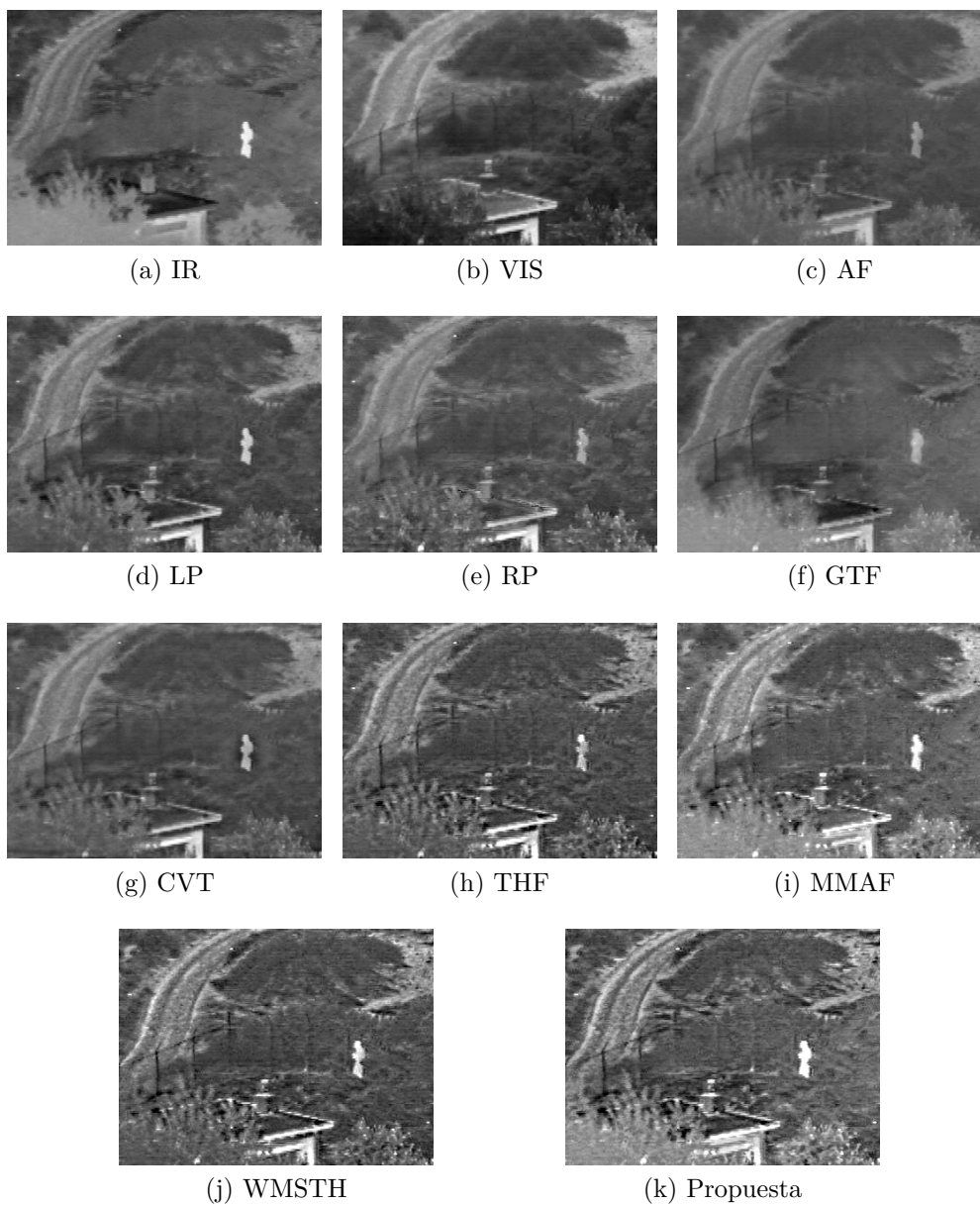


Figura 8.1: Imágenes fusionadas de “Camp”.

8.4 Conclusiones

En algoritmo de fusión de imágenes presentado está basado en un esquema morfológico multiescala. La información detallada a diferentes escalas se

extrae de manera eficiente a través de la transformada de Top-Hat con la reconstrucción geodésica. Así, el algoritmo evita introducir artefactos en la imagen fusionada. La propuesta se comparó con 8 métodos de fusión de imágenes visible e infrarroja del estado del arte. Tanto el análisis subjetivo como el objetivo demuestran que el algoritmo propuesto no solo puede fusionar efectivamente la intensidad infrarroja con las imágenes visibles, sino también obtener un mayor contraste, detalles más finos y mayor información espacial. En general, este algoritmo propuesto muestra un buen rendimiento con respecto a los métodos comparados y a los basados en la morfología matemática multiescala.

Tabla 8.2: Evaluaciones obtenidas por los Algoritmos.

Imagen	Algoritmos	SD	E	AG	SF	MI
Camp	AG	22.651	6.238	0.028	6.447	0.035
	LP	29.129	6.655	0.059	11.434	0.033
	RP	27.730	6.551	0.061	13.032	0.031
	GTF	26.862	6.678	0.127	8.493	0.045
	CVT	26.939	6.531	0.120	10.924	0.031
	THF	32.494	6.792	0.052	19.372	0.028
	MMAF	36.418	7.03	0.022	18.828	0.05
	WMSTH	36.441	6.950	0.063	23.192	0.029
	Propuesta	39.391	7.180	0.061	24.068	0.034
Road 2	AG	33.625	6.935	0.183	12.393	0.063
	LP	47.400	7.345	0.225	22.234	0.058
	RP	45.896	7.162	0.231	22.657	0.055
	GTF	36.169	7.088	0.154	14.690	0.050
	CVT	41.590	7.249	0.239	20.931	0.049
	THF	55.474	7.494	0.184	39.336	0.049
	MMAF	56.531	7.482	0.222	36.223	0.074
	WMSTH	58.576	7.423	0.205	41.738	0.049
	Propuesta	65.836	7.502	0.198	49.952	0.047
T3	AG	18.006	5.936	0.051	5.310	0.050
	LP	29.788	6.669	0.070	10.131	0.046
	RP	25.138	6.414	0.049	8.632	0.045
	GTF	23.059	6.091	0.028	8.331	0.025
	CVT	24.977	6.440	0.069	9.623	0.034
	THF	33.794	6.842	0.111	16.249	0.030
	MMAF	39.086	6.874	0.105	16.221	0.059
	WMSTH	39.259	6.962	0.144	19.317	0.032
	Propuesta	44.900	7.134	0.148	21.525	0.028
Octec	AG	27.539	6.223	0.088	5.403	0.069
	LP	30.648	6.492	0.089	10.555	0.059
	RP	30.888	6.591	0.098	11.093	0.056
	GTF	24.628	6.469	0.040	9.631	0.075
	CVT	29.999	6.560	0.204	10.499	0.056
	THF	32.940	6.744	0.091	21.691	0.051
	MMAF	39.438	6.975	0.131	18.462	0.088
	WMSTH	33.115	6.794	0.092	22.484	0.050
	Propuesta	29.216	6.684	0.051	27.584	0.037
Steamboat	AG	10.451	4.889	0.003	3.806	0.044
	LP	14.074	5.307	0.006	7.034	0.040
	RP	13.832	5.359	0.006	7.214	0.037
	GTF	33.955	6.439	0.047	3.145	0.098
	CVT	12.470	5.209	0.015	6.905	0.035
	THF	16.041	5.570	0.013	13.469	0.029
	MMAF	21.787	6.071	0.051	11.859	0.072
	WMSTH	16.867	5.648	0.016	14.534	0.028
	Propuesta	28.156	6.129	0.022	18.530	0.038
Navi	AG	39.365	7.135	0.173	9.721	0.071
	LP	48.826	7.226	0.118	17.794	0.045
	RP	28.262	6.109	0.016	17.663	0.033
	GTF	58.974	6.199	0.326	10.042	0.048
	CVT	45.424	7.244	0.206	17.280	0.041
	THF	49.080	7.304	0.071	27.363	0.037
	MMAF	52.269	7.54	0.116	21.422	0.07
	WMSTH	51.355	7.296	0.035	28.789	0.040
	Propuesta	56.262	7.301	0.069	33.481	0.034

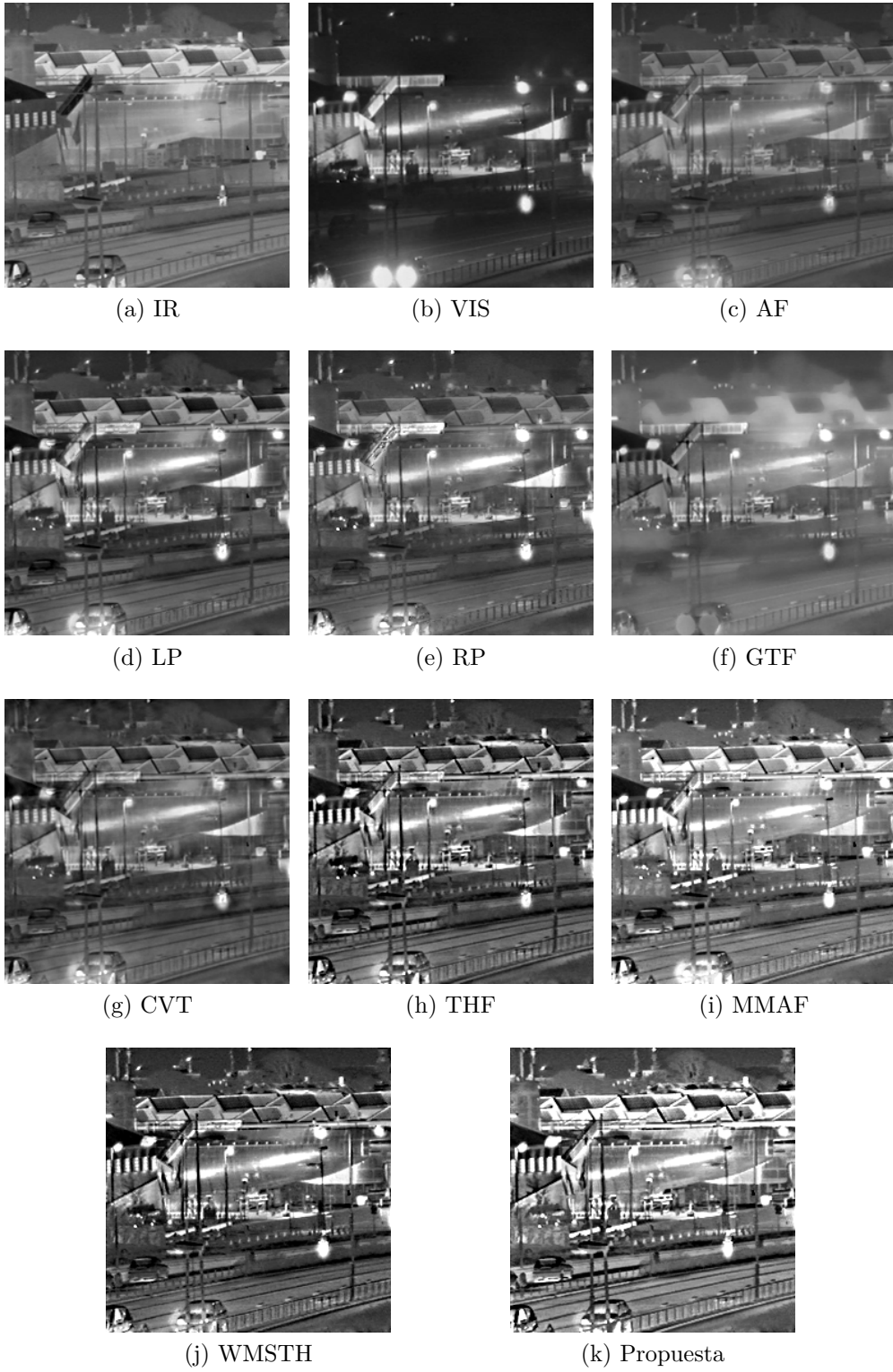


Figura 8.2: Imágenes fusionadas de “Road 2”.

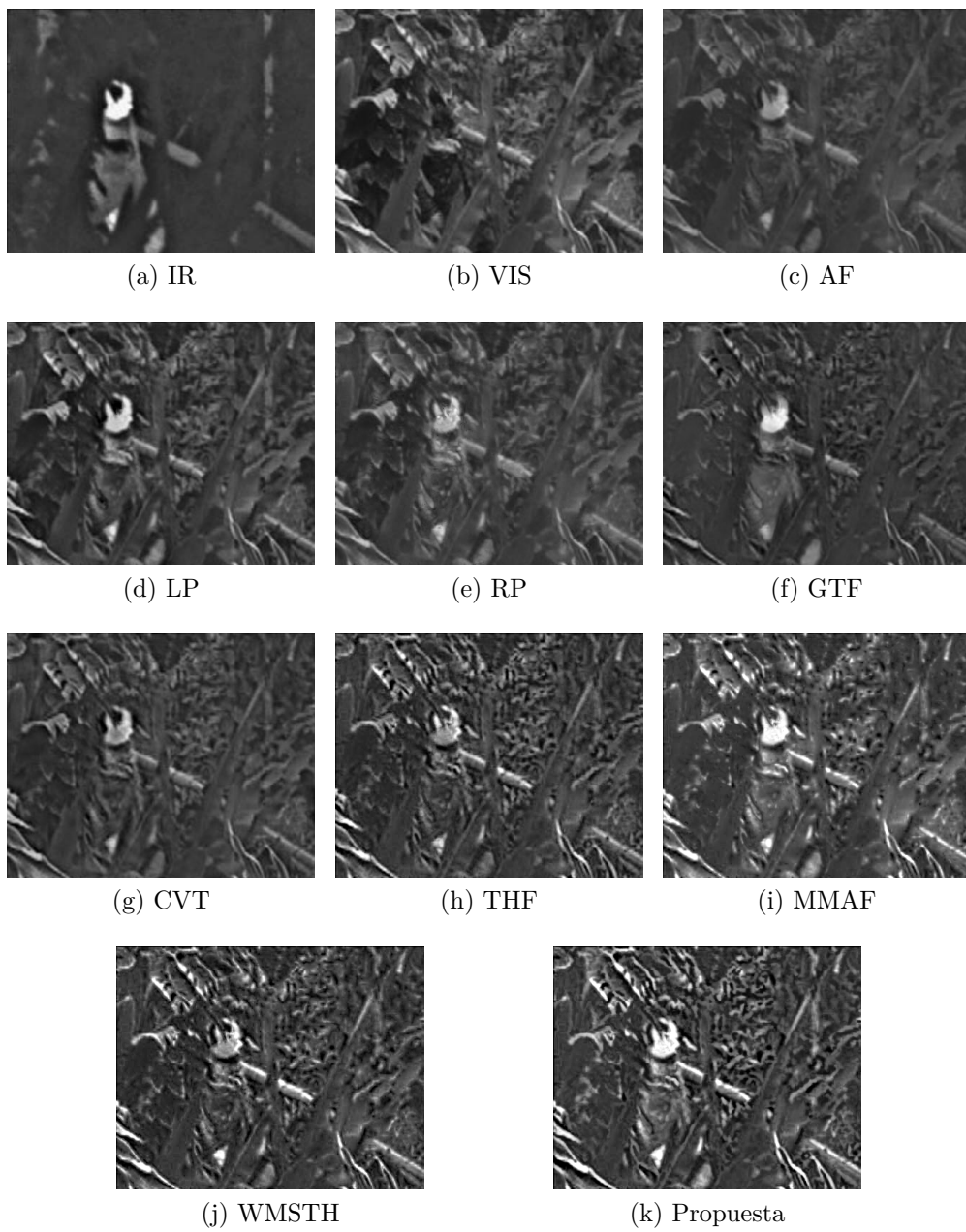


Figura 8.3: Imágenes fusionadas de “T3”.

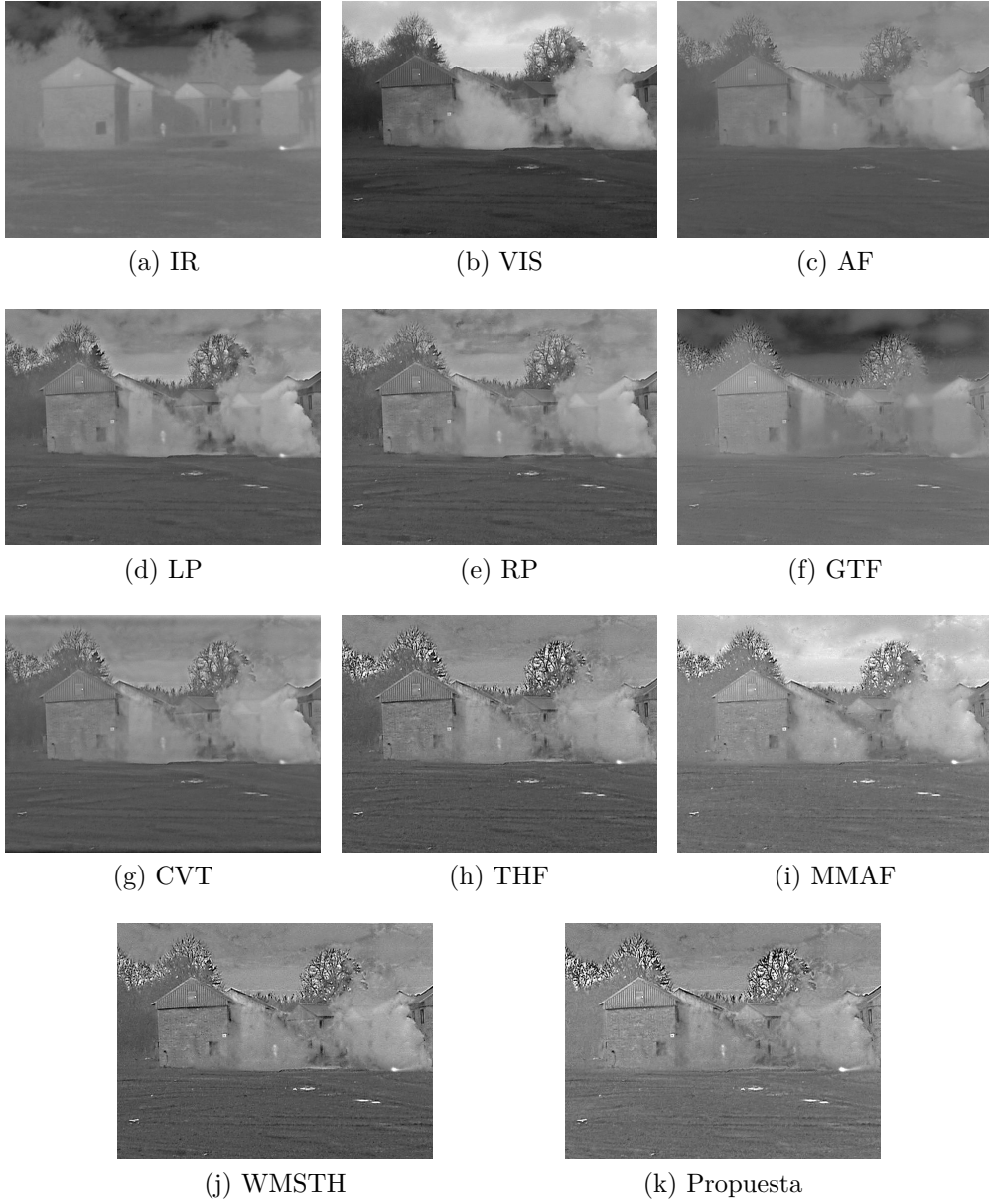


Figura 8.4: Imágenes fusionadas de “Octec”.

Capítulo 9

Conclusiones y trabajos futuros

9.1 Conclusiones

En esta Tesis Doctoral se desarrollaron nuevos esquemas morfológicos multi-escala basados en operaciones de Top-Hat para la mejora de diferentes tipos de imágenes digitales y fusión de imágenes (Objetivo general).

Los principales aportes fueron:

- Se propusieron nuevos algoritmos basados en la transformada de Top-Hat multiescala para aplicaciones de mejora de imágenes infrarrojas [72], visibles [71, 67, 68] y médicas [62, 69, 64, 45] (Objetivo 1).
- Se propusieron nuevos algoritmos basados en la transformada de Top-Hat multiescala para aplicaciones de fusión de imágenes visibles e infrarrojas [74, 70] (Objetivo 2).
- Todos los algoritmos propuestos fueron comparados con otros algoritmos del estado del arte, y además fueron evaluados con métricas objetivas (Objetivos 3 y 4).

Los resultados numéricos y visuales obtenidos por los algoritmos propuestos muestran imágenes médicas, visibles e infrarrojas con mejora de contraste, mejora de detalles, baja distorsión y preservación del brillo medio. Todos los resultados obtenidos fueron evaluados con métricas objetivas que

suelen utilizarse para cuantificar el rendimiento de los resultados obtenidos por los algoritmos.

9.2 Trabajos futuros

- Selección de parámetros de los algoritmos basados en enfoques morfológicos multiescala a través de técnicas inteligentes de optimización.
- Aplicación de los algoritmos basados en enfoques morfológicos multiescala a otras áreas de la ciencias como el procesamiento de señales.
- Aplicación de los algoritmos basados en enfoques morfológicos multiescala en la segmentación de imágenes.
- Aplicación de los algoritmos basados en enfoques morfológicos multiescala como preprocesamiento de imágenes antes de utilizar deep learning con fines de segmentación, detección o clasificación.
- Aplicación de los algoritmos de fusión de imágenes basados en enfoques morfológicos multiescala en la fusión de imágenes multifoco y multimodales.
- Análisis objetivo de las características que posee la imagen para cuando el algoritmo no mejora la imagen según una métrica dada.
- Evaluar los resultados obtenidos por los algoritmos para diferentes tipos de imágenes, teniendo en cuenta otras métricas no exploradas como el criterio de Tenengrad, Structural Similarity Index (SSIM), Lightness-Order-Error (LOE), entre otras.

Referencias Bibliográficas

- [1] R. A, D. G. S, and D. V. Reddy. A comparative analysis of histogram equalization based techniques for contrast enhancement and brightness preserving. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 6(5):353–366, oct 2013.
- [2] İ. Atli and O. S. Gedik. Sine-net: A fully convolutional deep learning architecture for retinal blood vessel segmentation. *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 24(2):271–283, apr 2021.
- [3] X. Bai. Enhancing microscopy images of minerals through morphological center operator-based feature extraction. *Microscopy Research and Technique*, 76(2):163–172, nov 2012.
- [4] X. Bai. Alternating sequential operators from center-surround top-hat transform. *Optics & Laser Technology*, 48:539–548, jun 2013.
- [5] X. Bai. Image enhancement through contrast enlargement using the image regions extracted by multiscale top-hat by reconstruction. *Optik*, 124(20):4421–4424, oct 2013.
- [6] X. Bai. Mineral image enhancement based on sequential combination of toggle and top-hat based contrast operator. *Micron*, 44:193–201, jan 2013.
- [7] X. Bai. Morphological image fusion using the extracted image regions and details based on multi-scale top-hat transform and toggle contrast operator. *Digital Signal Processing*, 23(2):542–554, mar 2013.

- [8] X. Bai. Constructing center operator from center-surround top-hat transform. *Optik*, 125(3):1164–1166, feb 2014.
- [9] X. Bai. Morphological feature extraction for detail maintained image enhancement by using two types of alternating filters and threshold constrained strategy. *Optik*, 126(24):5038–5043, dec 2015.
- [10] X. Bai. Morphological infrared image enhancement based on multi-scale sequential toggle operator using opening and closing as primitives. *Infrared Physics & Technology*, 68:143–151, jan 2015.
- [11] X. Bai. Morphological infrared image enhancement based on multi-scale sequential toggle operator using opening and closing as primitives. *Infrared Physics & Technology*, 68:143–151, jan 2015.
- [12] X. Bai. Morphological center operator based infrared and visible image fusion through correlation coefficient. *Infrared Physics & Technology*, 76:546–554, may 2016.
- [13] X. Bai and S. Guo. Weight strategy aided infrared and visible image fusion utilizing the center operator from opening and closing based toggle operator. *Infrared Physics & Technology*, 92:190–196, aug 2018.
- [14] X. Bai, Y. Li, and F. Zhou. Measure of image clarity using image features extracted by the multiscale top-hat transform. *Journal of Optics*, 14(4):045402, feb 2012.
- [15] X. Bai and F. Zhou. Analysis of different modified top-hat transformations based on structuring element construction. *Signal Processing*, 90(11):2999–3003, nov 2010.
- [16] X. Bai and F. Zhou. Analysis of new top-hat transformation and the application for infrared dim small target detection. *Pattern Recognition*, 43(6):2145–2156, jun 2010.
- [17] X. BAI and F. ZHOU. Multiscale toggle contrast operator-based mineral image enhancement. *Journal of Microscopy*, 243(2):141–153, feb 2011.

- [18] X. Bai, F. Zhou, and B. Xue. Image enhancement using multi scale image features extracted by top-hat transform. *Optics & Laser Technology*, 44(2):328–336, mar 2012.
- [19] X. Bai, F. Zhou, and B. Xue. Image fusion through local feature extraction by using multi-scale top-hat by reconstruction operators. *Optik - International Journal for Light and Electron Optics*, 124(18):3198–3203, sep 2013.
- [20] A. T. Beuren, R. Janasievicz, G. Pinheiro, N. Grando, and J. Facon. Skin melanoma segmentation by morphological approach. In *Proceedings of the International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics - ICACCI '12*. ACM Press, 2012.
- [21] W. Burger and M. J. Burge. *Digital image processing: an algorithmic introduction using Java*. Springer, 2016.
- [22] P. Burt and E. Adelson. The laplacian pyramid as a compact image code. *IEEE Transactions on Communications*, 31(4):532–540, apr 1983.
- [23] R. D. M. Caballero, I. A. B. Pineda, J. C. M. Román, J. L. V. Noguera, and J. J. C. Silva. Quadri-histogram equalization for infrared images using cut-off limits based on the size of each histogram. *Infrared Physics & Technology*, 99:257–264, jun 2019.
- [24] J. Chen, X. Li, L. Luo, X. Mei, and J. Ma. Infrared and visible image fusion based on target-enhanced multiscale transform decomposition. *Information Sciences*, 508:64–78, jan 2020.
- [25] S.-D. Chen and A. Ramli. Minimum mean brightness error bi-histogram equalization in contrast enhancement. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 49(4):1310–1319, nov 2003.
- [26] I. De, B. Chanda, and B. Chattopadhyay. Enhancing effective depth-of-field by image fusion using mathematical morphology. *Image and Vision Computing*, 24(12):1278–1287, dec 2006.

- [27] H. R. Fazlali, N. Karimi, S. M. R. Soroushmehr, S. Shirani, B. K. Nallamothu, K. R. Ward, S. Samavi, and K. Najarian. Vessel segmentation and catheter detection in x-ray angiograms using superpixels. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 56(9):1515–1530, feb 2018.
- [28] R. Gonzalez and R. Woods. Digital image processing. 2nd edn prentice hall. *New Jersey*, 793, 2002.
- [29] A. Gyaourova, G. Bebis, and I. Pavlidis. Fusion of infrared and visible images for face recognition. In *Lecture Notes in Computer Science*, pages 456–468. Springer Berlin Heidelberg, 2004.
- [30] H. Hassanpour, N. Samadiani, and S. M. Salehi. Using morphological transforms to enhance the contrast of medical images. *The Egyptian Journal of Radiology and Nuclear Medicine*, 46(2):481–489, jun 2015.
- [31] M. Herrera-Arellano, H. Peregrina-Barreto, and I. Terol-Villalobos. Visible-NIR image fusion based on top-hat transform. *IEEE Transactions on Image Processing*, 30:4962–4972, 2021.
- [32] X. Jin, Q. Jiang, S. Yao, D. Zhou, R. Nie, J. Hai, and K. He. A survey of infrared and visual image fusion methods. *Infrared Physics & Technology*, 85:478–501, sep 2017.
- [33] T. Jochems. *Morphologie mathématique appliquée au contrôle industriel de pièces coulées*. PhD thesis, Paris, ENMP, 1994.
- [34] A. Johri, V. Bhateja, D. Pal, and B. Pal. Enhancement of retinal images using morphological filters. In *Advances in Intelligent Systems and Computing*, pages 351–357. Springer Singapore, 2021.
- [35] J. Joseph and R. Periyasamy. A fully customized enhancement scheme for controlling brightness error and contrast in magnetic resonance images. *Biomed. Signal Process. Control*, 39:271–283, jan 2018.
- [36] M. F. Khan, E. Khan, and Z. Abbasi. Segment dependent dynamic multi-histogram equalization for image contrast enhancement. *Digit. Signal Process.*, 25:198–223, feb 2014.

- [37] Y.-T. Kim. Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 43(1):1–8, 1997.
- [38] G. Landini, A. Galton, D. Randell, and S. Fouad. Novel applications of discrete mereotopology to mathematical morphology. *Signal Processing: Image Communication*, 76:109–117, aug 2019.
- [39] D. Legland, I. Arganda-Carreras, and P. Andrey. MorphoLibJ: integrated library and plugins for mathematical morphology with ImageJ. *Bioinformatics*, page btw413, jul 2016.
- [40] K. Liang, Y. Ma, Y. Xie, B. Zhou, and R. Wang. A new adaptive contrast enhancement algorithm for infrared images based on double plateaus histogram equalization. *Infrared Physics & Technology*, 55(4):309–315, jul 2012.
- [41] C. Luo, B. Sun, Q. Deng, Z. Wang, and D. Wang. Comparison of different level fusion schemes for infrared-visible object tracking: An experimental survey. In *2018 2nd International Conference on Robotics and Automation Sciences (ICRAS)*. IEEE, jun 2018.
- [42] J. Ma, C. Chen, C. Li, and J. Huang. Infrared and visible image fusion via gradient transfer and total variation minimization. *Information Fusion*, 31:100–109, sep 2016.
- [43] J. Ma, Y. Ma, and C. Li. Infrared and visible image fusion methods and applications: A survey. *Information Fusion*, 45:153–178, jan 2019.
- [44] D. Martin, C. Fowlkes, D. Tal, and J. Malik. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics. In *Proc. 8th Int’l Conf. Computer Vision*, volume 2, pages 416–423, July 2001.
- [45] J. C. Mello-Román, J. L. V. Noguera, H. Legal-Ayala, M. García-Torres, J. Facon, D. P. Pinto-Roa, S. A. Grillo, L. S. Romero, L. A. S. Toledo, L. R. B. Paniagua, D. N. L. Correa, and J. D. Mello-Román. Dermoscopy

- images enhancement via multi-scale morphological operations. *Applied Sciences*, 11(19):9302, oct 2021.
- [46] R. Mendez, R. Cardozo, J. L. V. Noguera, H. Legal-Ayala, J. C. M. Román, S. Grillo, and M. García-Torres. Color image enhancement using a multiscale morphological approach. In *Communications in Computer and Information Science*, pages 109–123. Springer International Publishing, 2019.
 - [47] D. Menotti, L. Najman, J. Facon, and A. A. Araujo. Multi-histogram equalization methods for contrast enhancement and brightness preserving. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 53(3):1186–1194, aug 2007.
 - [48] R. Mondal, M. S. Dey, and B. Chanda. Image restoration by learning morphological opening-closing network. *Mathematical Morphology - Theory and Applications*, 4(1):87–107, jan 2020.
 - [49] S. Mukhopadhyay and B. Chanda. A multiscale morphological approach to local contrast enhancement. *Signal Processing*, 80(4):685–696, apr 2000.
 - [50] E. Nasr-Esfahani, S. Samavi, N. Karimi, S. Soroushmehr, K. Ward, M. Jafari, B. Felfeluyan, B. Nallamotheu, and K. Najarian. Vessel extraction in x-ray angiograms using deep learning. In *2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*. IEEE, aug 2016.
 - [51] F. Nencini, A. Garzelli, S. Baronti, and L. Alparone. Remote sensing image fusion using the curvelet transform. *Information Fusion*, 8(2):143–156, apr 2007.
 - [52] J. L. V. Noguera. *Framework de ordenamiento lexicográfico adaptativo de colores RGB utilizando parámetros estadísticos de los histogramas de cada componente de color*. PhD thesis, Universidad Nacional de Asunción, 2018.

- [53] N. Paramanandham and K. Rajendiran. Infrared and visible image fusion using discrete cosine transform and swarm intelligence for surveillance applications. *Infrared Physics & Technology*, 88:13–22, jan 2018.
- [54] A. Patel and J. Chaudhary. A review on infrared and visible image fusion techniques. In *Intelligent Communication Technologies and Virtual Mobile Networks*, pages 127–144. Springer International Publishing, aug 2019.
- [55] A. Pillai, S. Rajkumar, K. Marimuthu, and G. Rajasekaran. Adaptive new top-hat transform and multi-scale sequential toggle operator based infrared image enhancement. In *2017 Innovations in Power and Advanced Computing Technologies (i-PACT)*. IEEE, apr 2017.
- [56] I. A. B. Pineda, R. D. M. Caballero, J. J. C. Silva, J. C. M. Román, and J. L. V. Noguera. Quadri-histogram equalization using cutoff limits based on the size of each histogram with preservation of average brightness. *Signal, Image and Video Processing*, 13(5):843–851, jan 2019.
- [57] G. Qu, D. Zhang, and P. Yan. Information measure for performance of image fusion. *Electronics Letters*, 38(7):313, 2002.
- [58] T. Rahman, A. Khandakar, Y. Qiblawey, A. Tahir, S. Kiranyaz, S. B. A. Kashem, M. T. Islam, S. A. Maadeed, S. M. Zughaier, M. S. Khan, and M. E. Chowdhury. Exploring the effect of image enhancement techniques on COVID-19 detection using chest x-ray images. *Computers in Biology and Medicine*, 132:104319, may 2021.
- [59] J. C. M. Román. Mejora de contraste utilizando morfología matemática multiescala para imágenes en escala de grises e imágenes en color, 2017.
- [60] J. C. M. Román. Mejora de contraste de imágenes de grietas de concreto utilizando morfología matemática. *Revista de Ingeniería, Ciencias y Sociedad*, 2:28–32, 2020.

- [61] J. C. M. Roman, H. L. Ayala, and J. L. V. Noguera. Image color contrast enhancement using multiscale morphology. *Journal of Computational Interdisciplinary Sciences*, 8(3), 2017.
- [62] J. C. M. Román, R. Escobar, F. Martínez, J. L. V. Noguera, H. Legal-Ayala, and D. P. Pinto-Roa. Medical image enhancement with brightness and detail preserving using multiscale top-hat transform by reconstruction. *Electronic Notes in Theoretical Computer Science*, 349:69–80, jun 2020.
- [63] J. C. M. Román, R. Escobar, F. Martínez, J. L. V. Noguera, H. Legal-Ayala, and D. P. Pinto-Roa. Medical image enhancement with brightness and detail preserving using multiscale top-hat transform by reconstruction. *Electronic Notes in Theoretical Computer Science*, 349:69–80, jun 2020.
- [64] J. C. M. Román, V. R. Fretes, C. G. Adorno, R. G. Silva, J. L. V. Noguera, H. Legal-Ayala, J. D. Mello-Román, R. D. E. Torres, and J. Faccon. Panoramic dental radiography image enhancement using multiscale mathematical morphology. *Sensors*, 21(9):3110, apr 2021.
- [65] J. C. M. Roman, H. Legal-Ayala, and J. L. V. Noguera. Top-hat transform for enhancement of aerial thermal images. In *2017 30th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI)*. IEEE, oct 2017.
- [66] J. C. M. Roman, H. Legal-Ayala, and J. L. V. Noguera. Applications of multiscale mathematical morphology to contrast enhancement and images fusion. In *2020 15th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI)*. IEEE, jun 2020.
- [67] J. C. M. Roman, H. Legal-Ayala, J. L. V. Noguera, and D. P. Pinto-Roa. Image enhancement with mean brightness preservation based on multiscale top-hat transform. *Proceeding Series of the Brazilian Society of Computational and Applied Mathematics*, 7(1), 2020.

- [68] J. C. M. Román, H. Legal-Ayala, J. L. V. Noguera, and D. P. Pinto-Roa. REALCE DA IMAGEM COM PRESERVAÇÃO DO BRILHO MÉDIO BASADA NA TRANSFORMADA TOP-HAT MULTI-ESCALA. In *Investigação, Construção e Difusão do Conhecimento em Matemática*, pages 245–252. Atena Editora, jul 2020.
- [69] J. C. M. Roman, H. Legal-Ayala, J. L. V. Noguera, D. P. Pinto-Roa, and J. C. Mello-Roman. Medical images contrast and detail enhancement using a multiscale morphological approach. In *2020 15th Iberian Conference on Information Systems and Technologies (CISTI)*. IEEE, jun 2020.
- [70] J. C. M. Roman, J. L. V. Noguera, and H. Legal-Ayala. A multiscale morphological method for visible and infrared images fusion. In *2020 XLVI Latin American Computing Conference (CLEI)*. IEEE, oct 2020.
- [71] J. C. M. Roman, J. L. V. Noguera, H. Legal-Ayala, L. More, and D. P. Pinto-Roa. Image enhancement with preservation of brightness and details using multiscale top-hat transform. In *2019 XXII Symposium on Image, Signal Processing and Artificial Vision (STSIVA)*. IEEE, apr 2019.
- [72] J. C. M. Román, J. V. Noguera, H. Legal-Ayala, D. Pinto-Roa, S. Gomez-Guerrero, and M. G. Torres. Entropy and contrast enhancement of infrared thermal images using the multiscale top-hat transform. *Entropy*, 21(3):244, mar 2019.
- [73] P. P. C. Sanchez, H. L. Ayala, and C. E. Schaerer. Mutual information extremal optimization for multimodal medical image registration. In *2014 XL Latin American Computing Conference (CLEI)*. IEEE, sep 2014.
- [74] C. A. Saravia, M. E. M. Peralta, J. C. M. Roman, J. L. V. Noguera, and H. L. Ayala. Fusion of infrared and visible images using multiscale morphology. In *2019 XLV Latin American Computing Conference (CLEI)*. IEEE, sep 2019.

- [75] C. A. Schneider, W. S. Rasband, and K. W. Eliceiri. NIH image to ImageJ: 25 years of image analysis. *Nature Methods*, 9(7):671–675, jul 2012.
- [76] N. Sengar and M. K. Dutta. Automated method for hierarchal detection and grading of diabetic retinopathy. *Computer Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering: Imaging & Visualization*, pages 1–11, jun 2017.
- [77] R. Shapley and P. Lennie. Spatial frequency analysis in the visual system. *Annu. Rev. Neurosci.*, 8(1):547–581, mar 1985.
- [78] D. Sheet, S. Pal, A. Chakraborty, J. Chatterjee, and A. K. Ray. Visual importance pooling for image quality assessment of despeckle filters in optical coherence tomography. In *2010 International Conference on Systems in Medicine and Biology*, pages 102–107. IEEE, 2010.
- [79] C. K. Sirajuddeen, S. Kansal, and R. K. Tripathi. Adaptive histogram equalization based on modified probability density function and expected value of image intensity. *Signal, Image and Video Processing*, 14(1):9–17, jun 2019.
- [80] P. Soille. Geodesic transformations. In *Morphological Image Analysis*, pages 183–218. Springer Berlin Heidelberg, 2004.
- [81] P. Soille. Introduction. In *Morphological Image Analysis*, pages 1–14. Springer Berlin Heidelberg, 2004.
- [82] P. Soille. *Morphological Image Analysis*. Springer Berlin Heidelberg, 2004.
- [83] P. Soille. Opening and closing. In *Morphological Image Analysis*, pages 105–137. Springer Berlin Heidelberg, 2004.
- [84] T. Thi, H. Takahashi, T. Toriu, and H. Ham. Fusion of infrared and visible images for robust person detection. In *Image Fusion*. InTech, jan 2011.

- [85] A. Toet. Image fusion by a ratio of low-pass pyramid. *Pattern Recognition Letters*, 9(4):245–253, may 1989.
- [86] R. E. Walpole, R. H. Myers, S. L. Myers, and R. Cruz. *Probabilidad y estadística*, volume 624. McGraw-Hill México, 1992.
- [87] G. Wang, J. Wang, M. Li, Y. Zheng, and K. Wang. Hand vein image enhancement based on multi-scale top-hat transform. *Cybern. Inf. Technol.*, 16(2):125–134, jun 2016.
- [88] Y. Wang, Q. Chen, and B. Zhang. Image enhancement based on equal area dualistic sub-image histogram equalization method. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 45(1):68–75, feb 1999.
- [89] Y.-L. WANG and S.-S. MU. Edge detection algorithm based on the top-hat operator. *DEStech Transactions on Computer Science and Engineering*, (aice-ncs), mar 2017.
- [90] Y.-P. Wang, Q. Wu, K. Castleman, and Z. Xiong. Chromosome image enhancement using multiscale differential operators. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 22(5):685–693, may 2003.
- [91] F. Wilcoxon. Breakthroughs in statistics. *Individ. Comp. By Rank. Methods*, pages 196–202, 1992.
- [92] G. Zhang, P. Yan, H. Zhao, and X. Zhang. A contrast enhancement algorithm for low-dose CT images based on local histogram equalization. In *2008 2nd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering*. IEEE, may 2008.
- [93] Y. Zhang, L. Zhang, X. Bai, and L. Zhang. Infrared and visual image fusion through infrared feature extraction and visual information preservation. *Infrared Physics & Technology*, 83:227–237, jun 2017.
- [94] C. Zhao, Z. Wang, H. Li, X. Wu, S. Qiao, and J. Sun. A new approach for medical image enhancement based on luminance-level modulation and gradient modulation. *Biomed. Signal Process. Control*, 48:189–196, feb 2019.

- [95] K. Zuiderveld. Contrast limited adaptive histogram equalization. In *Graphics Gems*, pages 474–485. Elsevier, 1994.

APENDICE A

Artículos publicados en revistas de alto impacto

Article

Entropy and Contrast Enhancement of Infrared Thermal Images Using the Multiscale Top-Hat Transform

Julio César Mello Román ¹, José Luis Vázquez Noguera ^{1,*}, Horacio Legal-Ayala ¹,
Diego P. Pinto-Roa ¹, Santiago Gomez-Guerrero ¹ and Miguel García Torres ²

¹ Facultad Politécnica, Universidad Nacional de Asunción, San Lorenzo 2160, Paraguay; juliomello@pol.una.py (J.C.M.R.); hlegal@pol.una.py (H.L.-A.); dpinto@pol.una.py (D.P.P.-R.); sgomezpy@gmail.com (S.G.-G.)

² Division of Computer Science, Universidad Pablo de Olavide, ES-41013 Seville, Spain; mgarcia@upo.es

* Correspondence: jlvazquez@pol.una.py; Tel.: +595-982-652388

Received: 29 December 2018; Accepted: 25 February 2019; Published: 4 March 2019



Abstract: Discrete entropy is used to measure the content of an image, where a higher value indicates an image with richer details. Infrared images are capable of revealing important hidden targets. The disadvantage of this type of image is that their low contrast and level of detail are not consistent with human visual perception. These problems can be caused by variations of the environment or by limitations of the cameras that capture the images. In this work we propose a method that improves the details of infrared images, increasing their entropy, preserving their natural appearance, and enhancing contrast. The proposed method extracts multiple features of brightness and darkness from the infrared image. This is done by means of the multiscale top-hat transform. To improve the infrared image, multiple scales are added to the bright areas and multiple areas of darkness are subtracted. The method was tested with 450 infrared thermal images from a public database. Evaluation of the experimental results shows that the proposed method improves the details of the image by increasing entropy, also preserving natural appearance and enhancing the contrast of infrared thermal images.

Keywords: discrete entropy; infrared images; low contrast; multiscale top-hat transform

1. Introduction

Thermal infrared imaging (TII) is emerging as a powerful and non-invasive tool to accurately evaluate the thermal distribution of a body. TII is based on the physical phenomenon that all bodies above absolute zero emit thermal radiation. The intensity and spectral distribution of emitted radiation depend on the temperature, and its detection allows the creation of a thermal map of temperature distribution. TII uses the thermal radiation to create an image similar to visible light imaging. However, the use of this thermal radiation presents advantages over visible light in extreme situations since it can provide valuable information from an environment independent of the quality of the environmental light source, as is the case in foggy conditions or darkness, where TII can detect the presence of individuals, objects, or animals [1,2]. This feature makes the utilization TII very competitive to traditional methods in different fields as security, engineering, ecology, etc. [1–3].

Despite the advantages of TII, in some scenarios images may present low contrast, as well as low-level and blur details. These issues are due to facts such as limitations of the cameras with which the images are captured, conditions in the environment, etc. Therefore, contrast enhancement techniques may yield higher image details [4,5].

Many algorithms currently exist that enhance the contrast of infrared images. Histogram-based algorithms are widely used to enhance the brightness areas of an infrared image [6–9]. One of the most popular methods is the Histogram Equalization (HE). However, in the process of enhancing an image, HE drastically changes the average brightness of the image, resulting in loss of information and visually deteriorated images [10]. The HE variants cause the same problems, but to a lesser extent. Hence, global histogram-based algorithms cannot improve image entropy [11–15].

Other strategies for improving thermal infrared image are based on mathematical morphology. These are widely used to enhance contrast, improve details and edges, suppress noise, and enhance small targets [4,5,16–22]. However, the technique has some problems associated with the shape and size of the structuring element. In order to solve this problem, proposals have been presented where, in the basic operations of mathematical morphology, two structuring elements of equal sizes and different shapes are used [5,21,23]. Strategies have also been used within multiscale schemes, such as sequential toggle operators, to achieve improvements in infrared images [4,22,24,25].

The top-hat transform is one of the most used operations of mathematical morphology. Image enhancement by top-hat transform consists of adding bright areas and subtracting dark areas from the original image [26–28]. To improve the performance of top-hat transform, it is normally used in a multiscale scheme [29]. The multiscale top-hat transform can extract multiple useful features from the image, which are then used to enhance the infrared image. The multiscale top-hat transform scheme is widely used to make improvements in different types of grayscale images [26,30]. For example, it has been used to enhance retinal images [31], ultrasound images [32], and infrared images [16,22,33]. It has also been used in applications such as visible and infrared image fusion [34–36], image segmentation [37], and detection of small objects [21,22,38].

In the literature, the results obtained by infrared image enhancement algorithms based on multiscale mathematical morphology are generally evaluated using the following metrics: Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) [21,30], which measures distortion in the improved images; and linear index of fuzziness (γ) measure [4,5,20,33], which quantifies the improvement in blurriness of infrared images. For the results of this work it is also of utmost importance to quantify the richness of the details of the infrared image by means of its entropy [39,40], contrast enhancement [16] to differentiate the objects from their background, and the mean brightness [11], which will tell us if the resulting image maintains its naturalness after the process of enhancement.

In this article we propose a new method based on the multiscale top-hat transform. Two geometrically proportional and flat structuring elements are used in top-hat operations [16]. The method improves the details of infrared images by increasing their global entropy. It also introduces less distortion, preserves natural brightness, and enhances contrast in the resulting thermal infrared images. In the proposed method, first the two structuring elements are selected to improve the performance of the multiscale scheme. It then extracts the light and dark areas of the image on multiple scales, and after that it sums and weighs the light and dark areas obtained. Finally, the infrared thermal image is enhanced by adding the bright regions and subtracting the dark regions.

The contributions of this work are: (1) proposing the top-hat transform by using two structuring elements of different sizes; (2) a new algorithm for improving entropy and contrast in TTI based on the multiscale top-hat transform.

The article is structured as follows: Section 2 presents the preliminary concepts of entropy and contrast, Section 3 presents the proposed method to improve the TII based on the multiscale top-hat transform, Section 4 shows the experimental results, and Section 5 concludes with the main contributions of the work.

2. Entropy and Contrast in Digital Images

TTI often presents problems at the time of capture, such as poor details and low contrast. When you want to solve the above problems by means of strategies to improve the image, other types of inconvenience usually appear; for instance, loss of detail and naturalness in the image.

Entropy [39–43] quantifies the information content of the image. It describes how much uncertainty or randomness there is in an image. The more information the image contains, the better its quality. In [44], Wang et al. propose a method based on fractional Fourier entropy map, multilayer perceptron, and Jaya algorithm in multiple sclerosis identification. In [45], Zhang et al. propose a smart detection method for abnormal breasts in digital mammography. In this case, fractional Fourier entropy was employed to extract global features. In [46], Lee et al. investigate a framework for expressing visual information in bits termed visual entropy, based on information theory.

The entropy (E) referred to here is Shannon's entropy. In the field of information theory, entropy, also called entropy of information and Shannon's entropy, measures the uncertainty of a source of information [47]. Shannon's entropy is defined as:

$$E(I) = - \sum_{k=0}^{L-1} p(k) \log_2(p(k)), \quad (1)$$

where I is the original image, $p(k)$ is the probability of occurrence of the value k in the image I , and $L = 2^q$ indicates the number of different gray levels. $E(I)$ is a convenient notation for the entropy of an image, and should not be interpreted here as a mathematical expectation since I is not a random variable. It is not difficult to prove that if q is the number of bits representing each pixel in the image, then $E(I) \in [0, q]$; for this work $q = 8$ for infrared thermal images in gray scale.

In Figure 1 we can observe the histogram of an 8-bit image (histogram with uniform distribution). In this case the entropy has maximum value, i.e., the entropy has a value equal to 8. This happens when the probabilities of all possible results are equal. Also, it can be seen that the histogram uses all the available dynamic range, that is to say in the histogram we visualize all the values of intensity in the range $[0, 255]$. Minimal entropy happens when the result is a certainty and its value is zero. In image processing, discrete entropy is a measure of the number of bits required to encode image data [41]. The higher the value of the entropy, the more detailed the image will be.

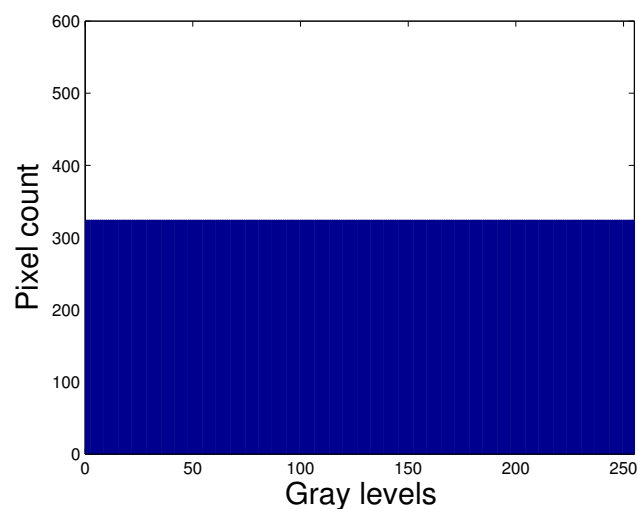


Figure 1. Histogram with uniform distribution.

Contrast is defined as the difference between the light and dark areas of the image. The higher the variance of gray intensities, the higher the contrast. When the difference between the maximum and minimum intensities of an image is very small, the image has low entropy and poor contrast. Niu et al. [48] introduce a contrast enhancement algorithm of tone-preserving entropy maximization. Yoo et al. [10] propose an image enhancement method called MEDHS (Maximum Entropy Distribution based Histogram Specification), which uses the Gaussian distribution to maximize the entropy and preserve the mean brightness.

Unlike the methods mentioned above, in this work we propose a new method based on mathematical morphology. This method increases the global entropy and contrast, improving the details of the TII.

In Figure 2 we can see the infrared thermal image with its associated histogram. Observing the histogram of the image, we can see that it does not effectively use the whole range of available intensity values. This indicates that the image has poor entropy and low contrast. When calculating Shannon's entropy (Equation (1)) we can see that it has a value of $E = 6.008$.

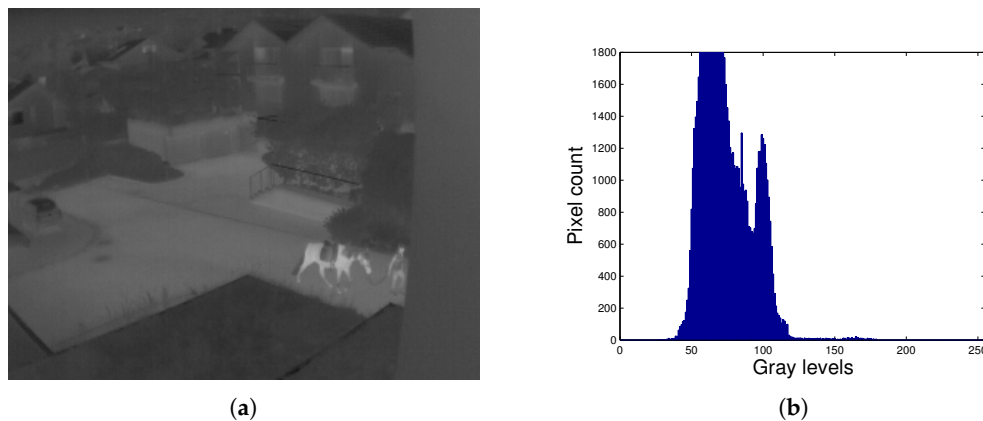


Figure 2. Thermal infrared image. (a) Original TII; (b) Histogram of TII.

As an example, Figure 3 shows the thermal infrared image (TII) obtained with the HE algorithm and its histogram. The HE method enhanced the contrast of the TII by making it brighter. In the histogram of the improved image we can visualize that the intensities are redistributed towards the available extreme values, leaving many holes. However, the method did not improve Shannon's entropy, obtaining a value of $E = 5.933$, which is less than the entropy of the unprocessed Figure 2a. Visually it is observed in Figure 3a that there is a loss in details, for example it is not possible to differentiate well the horse from the person.

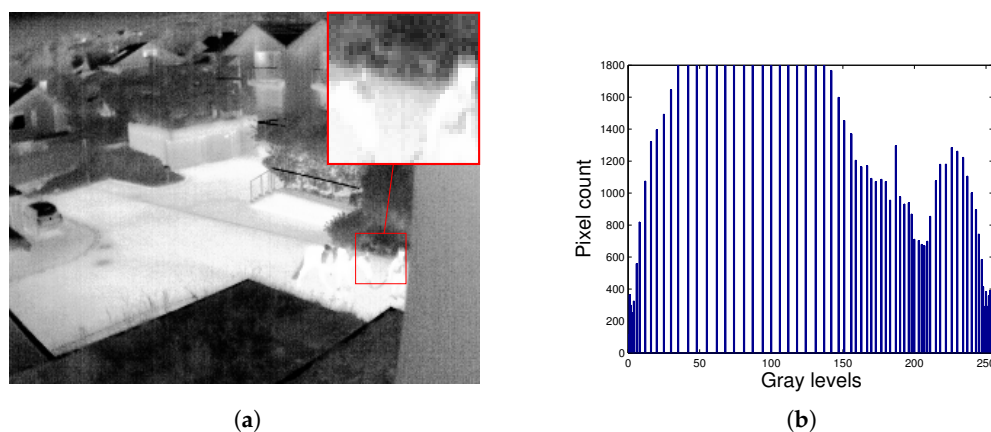


Figure 3. Loss of information with enhanced contrast. (a) TII enhanced with HE; (b) Histogram of the TII enhanced with HE.

To solve the problem of improving the image without incurring in a loss of the details and the mean brightness of the image, we will make a detailed description of the proposed method based on multiscale mathematical morphology in the following section.

3. Enhancement of Thermal Infrared Images

The top-hat transform is one of the most used operations of mathematical morphology to obtain improvements in the TII [4,5,16,20–22]. Two structuring elements of proportional sizes, equal shapes and planes, will be used to improve the performance of the top-hat transform [16].

3.1. Classic Top-Hat Transform

The top-hat transform is a composite operation of mathematical morphology; it is defined from other morphological operations, namely erosion, dilation, opening, and closing.

The morphological operations of dilation and erosion of $I(u, v)$ for $B(s, t)$, denoted by $(I \oplus B)$ and $(I \ominus B)$, are defined as follows [27,49]:

$$(I \oplus B)(u, v) = \max_{(s,t) \in I} \{I(u + s, v + t) + B(s, t)\}, \quad (2)$$

$$(I \ominus B)(u, v) = \min_{(s,t) \in B} \{I(u + s, v + t) - B(s, t)\}. \quad (3)$$

where I is the original infrared thermal image whose pixels are represented for all (u, v) spatial coordinates and B is the structuring element whose spatial coordinates are represented by (s, t) .

The opening $(I \circ B)$ and closing $(I \bullet B)$ morphological operations of $I(u, v)$ for $B(s, t)$ are defined from the dilation and erosion operations as follows [27,49]:

$$I \circ B = (I \ominus B) \oplus B, \quad (4)$$

$$I \bullet B = (I \oplus B) \ominus B. \quad (5)$$

The top-hat transform morphological operation [27] is defined from the morphological opening and closing. White Top-Hat (WTH) is the top-hat transform through opening, Black Top-Hat (BTH) is the top-hat transform through closing. WTH gets the bright areas and BTH gets the dark areas lost in the opening and closing operations. Both transforms are defined as follows:

$$WTH = I - (I \circ B) = I - ((I \ominus B) \oplus B), \quad (6)$$

$$BTH = (I \bullet B) - I = ((I \oplus B) \ominus B) - I. \quad (7)$$

3.2. Modified Top-Hat Transform

The classical top-hat transform is characterised by the use of a single structuring element. This makes its image processing performance inefficient [29]. To improve the performance of the top-hat transform it is proposed to use two structuring elements, whose characteristics will be proportional geometry and flat [16]. The Modified White Top-Hat ($MWTH$) and the Modified Black Top-Hat ($MBTH$) transforms will be used for image improvement within the scheme of multiscale top-hat transform.

Let the structuring elements be G and G' geometrically proportional and flat. Then, the top-hat transform that we will use in the multiscale scheme is defined as follows:

$$MWTH = I - ((I \ominus G) \oplus G'), \quad (8)$$

$$MBTH = ((I \oplus G) \ominus G') - I. \quad (9)$$

Note that if $G = G'$, then Equations (8) and (9) are equal to Equations (6) and (7). Therefore, the classical top-hat transform is a particular case of the modified top-hat transform. In [16], Román et al. show that the modified top-hat transform improves thermal images, enhancing the contrast, preserving the details and introducing less distortion.

3.3. How Entropy is Changed by Top-Hat Transform

The Shannon entropy depends on both (a) the number of distinct values exhibiting a positive frequency, and (b) how uneven the density function is, compared with a discrete uniform distribution.

The top-hat transform, working within a local region of the image, often generates new values of grey, thereby causing a small to moderate increase in the entropy value of the region. This occurs because Equations (8) and (9) can induce one or more new levels of grey when the logic is executed.

When one new level of grey h is added by the algorithm to a region being worked, it replaces another value g at certain spatial position. There are two possibilities: either

- The old value g was unique in the region, with a count of 1, hence it disappears from the region and is replaced by value h . No change in entropy occurs because in the old g bin of the histogram the count of 1 becomes 0, and in the new h bin the count of 0 becomes 1; or
- The old value g existed in $k > 1$ pixels in the region. In this case the count in the g bin decreases to $k - 1$, and the count in the h bin increases to 1. The following Lemma shows that this change in the histogram increases the region's entropy.

Lemma 1. Consider a rectangular region of m pixels in an image. Let $H(X)$ be the original entropy of the grey scale X in use. Suppose that grey level g appears in k pixels of the original image and grey level h does not appear. Further, suppose that an image transformation replaces grey level g with grey level h at certain pixel of the rectangular region. Then the entropy of the transformed region increases to

$$H'(X) = H(X) - p_g [(1 - \epsilon) \log(1 - \epsilon) + \epsilon \log(\epsilon)] \quad (10)$$

where the value of ϵ is $1/m$, the inverse of the number of pixels in the region.

Proof. Without loss of generality assume 255 levels of grey; thus both g and h are integers in $\{1, \dots, 255\}$. As the sum of probabilities before and after the transformation equals 1, the increase in p_h occurs at the expense of a decrease in p_g ; that is, p_h increases from 0 to ϵp_g and p_g decreases to $(1 - \epsilon)p_g$.

For the region under consideration, Equation (1) can be written as

$$H(X) = - \sum_{i=0}^{255} p_i \log(p_i) = -[p_0 \log(p_0) + \dots + p_{255} \log(p_{255})].$$

After transformation, the probability corresponding to level g is broken down in two: a portion ϵp_g for newly incorporated level h and a portion $(1 - \epsilon)p_g$ for level g . Thus

$$\begin{aligned} H'(X) &= [H(X) + p_g \log(p_g)] - \epsilon p_g \log(\epsilon p_g) - (1 - \epsilon)p_g \log((1 - \epsilon)p_g) \\ &= [H(X) + p_g \log(p_g)] - \epsilon p_g (\log(\epsilon) + \log(p_g)) - (1 - \epsilon)p_g (\log(1 - \epsilon) + \log(p_g)) \\ &= [H(X) + p_g \log(p_g)] - \epsilon p_g \log(\epsilon) - \epsilon p_g \log(p_g) - (1 - \epsilon)p_g \log(1 - \epsilon) - (1 - \epsilon)p_g \log(p_g) \\ &= H(X) - \epsilon p_g \log(\epsilon) - (1 - \epsilon)p_g \log(1 - \epsilon) \\ &> H(X). \end{aligned}$$

The term $-p_g[\epsilon \log(\epsilon) + (1 - \epsilon) \log(1 - \epsilon)]$ is a positive value representing the increase in entropy when a new level of grey is incorporated in the region. This completes the proof. $\square$

The smallest possible frequency for any level of grey in a region of m pixels is $1/m$ as mentioned in the Lemma. In practice, ϵ may be larger than $1/m$; this occurs when more than one pixel is assigned the new grey level h . It is easy to show that $\epsilon = 0.5$ would yield a maximum increase in entropy at current iteration; however, according to the method proposed below (next subsection), entropy increases incrementally as the algorithm iterates.

3.4. Proposed Method Using Multiscale Top-Hat Transform

The proposed method is based on the multiscale top-hat transform. This method employs two structuring elements in the top-hat transform to improve its performance. The proposed method improves the image in terms of detail, contrast and mean brightness conservation. The infrared image enhancement algorithm initially uses the following parameters: The original image I , the number of iterations n in a range $i \in \{1, 2, \dots, n\}$, $n > 1$; and two structuring elements G and G' .

Multiple Brightness (MB) and Multiple Darkness (MD) areas will be obtained by top-hat transform as follows:

$$MB_i = I - ((I \ominus G_i) \oplus G'_i), \quad (11)$$

where MB_i is the i -scales of brightness extracted from the image, and G_i and G'_i will grow in each iteration. G' will always be greater than or equal to G .

$$MD_i = ((I \oplus G_i) \ominus G'_i) - I, \quad (12)$$

where MD_i are the i -scales of darkness extracted from the image.

The Subtractions of the Neighboring Bright Scales (SNBS) are then calculated. This operation is expressed as follows:

$$SNBS_{i-1} = \begin{cases} MB_i - MB_{i-1}, & \text{to } i = 2 \\ MB_i - SNBS_{i-2}, & \text{to } i > 2 \end{cases} \quad (13)$$

where $SNBS_{i-1}$ are the $(i-1)$ -differences of the neighboring brightness scales obtained from the image.

Similarly, the Subtractions of the Neighboring Dark Scales (SNDS) are calculated. This operation is expressed as follows:

$$SNDS_{i-1} = \begin{cases} MD_i - MD_{i-1}, & \text{to } i = 2 \\ MD_i - SNDS_{i-2}, & \text{to } i > 2 \end{cases} \quad (14)$$

where $SNDS_{i-1}$ are the $(i-1)$ -differences of the neighboring dark scales obtained from the image.

The Sum of all the brightness (SMB and SSNBS) and darkness (SMD and SSNDS) values obtained in the multiscale process are then calculated as follows:

$$SMB = \sum_{i=1}^n MB_i, \quad (15)$$

$$SMD = \sum_{i=1}^n MD_i, \quad (16)$$

$$SSNBS = \sum_{i=1}^{n-1} SNBS_{i-1}, \quad (17)$$

$$SSNDS = \sum_{i=1}^{n-1} SNDS_{i-1}. \quad (18)$$

Finally, the image enhancement (I_E) will be obtained as follows:

$$I_E = I + \omega \times (SMB + SSNBS) - \omega \times (SMD + SSNDS), \quad (19)$$

where $\omega \in [0, 1]$ is a weighting factor or regulator of the bright and dark areas.

The TII enhancement process is described in the following Algorithm 1.

Algorithm 1 Proposed method for TII Enhancement**Input:** I, G, G', n, ω **Output:** I_E (Enhanced image)Initialization : G, G' 1: **for** $i = 1$ to n **do**

2: Calculation of top-hat transform.

$$MB_i = I - ((I \ominus G_i) \oplus G'_i) \text{ (Equation (11))}$$

$$MD_i = ((I \oplus G_i) \ominus G'_i) - I \text{ (Equation (12))}$$

3: Calculation of subtractions from neighboring scales, obtained through the top-hat transform. The top-hat is subtracted with the previous difference, from the first subtraction of the first neighboring top-hat.

$$SNBS_{i-1} = \begin{cases} MB_i - MB_{i-1}, & \text{to } i = 2 \\ MB_i - SNBS_{i-2}, & \text{to } i > 2 \end{cases} \text{ (Equation (13))}$$

$$SND S_{i-1} = \begin{cases} MD_i - MD_{i-1}, & \text{to } i = 2 \\ MD_i - SND S_{i-2}, & \text{to } i > 2 \end{cases} \text{ (Equation (14))}$$

4: **end for**

5: Calculation of the maximum values of all the multiple scales obtained.

$$SMB = \sum_{i=1}^n MB_i \text{ (Equation (15))}$$

$$SMD = \sum_{i=1}^n MD_i \text{ (Equation (16))}$$

$$SSNBS = \sum_{i=1}^{n-1} SNBS_{i-1} \text{ (Equation (17))}$$

$$SSND S = \sum_{i=1}^{n-1} SND S_{i-1} \text{ (Equation (18))}$$

6: TII enhancement calculation. The contrast enhancement calculation consists of adding the results of the multiple bright scales to the original image and subtracting the results of the multiple dark scales.

$$I_E = I + \omega \times (SMB + SSNBS) - \omega \times (SMD + SSND S) \text{ (Equation (19))}$$

7: **return** I_E **4. Results and Discussion**

Experiments were performed by randomly selecting 450 TII of 324×256 from a public repository [50]. We analyzed 9 different scenes of 50 images each one. Images were captured with an infrared thermal camera FLIR Tau 320 with a resolution of 324×256 pixels. Images in the database are 8-bit and 16-bit. The database has no radiometric data. Tests were performed on the 8-bit images. Figure 4 shows the scenes. The computer used has the following features: Pentium Dual-Core 2.3 GHz processor, RAM 4GB, HD 1TB, and the operating system used was Windows 7.

In order to test the performance of the proposed method, we considered three different experiments:

- In the first part (Section 4.1) we perform a parameter adjustment to find good parameter values that maximize the entropy of the output image after applying the proposed method.
- Then, in the second part (Section 4.2) we analyze the proposed method per iteration and compare its performance with Multiscale Morphological Infrared Image Enhancement (MMIIE) (mathematical morphology-based multiscale approach) [4].
- Finally, in the last part (Section 4.3), we apply the proposed method and compare the results achieved with the proposed techniques with the following competitive methods from the literature: HE, Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) [51], the method of Kun Liang et al. [6] called IRHE2PL for infrared images, and the MMIIE method for infrared images.

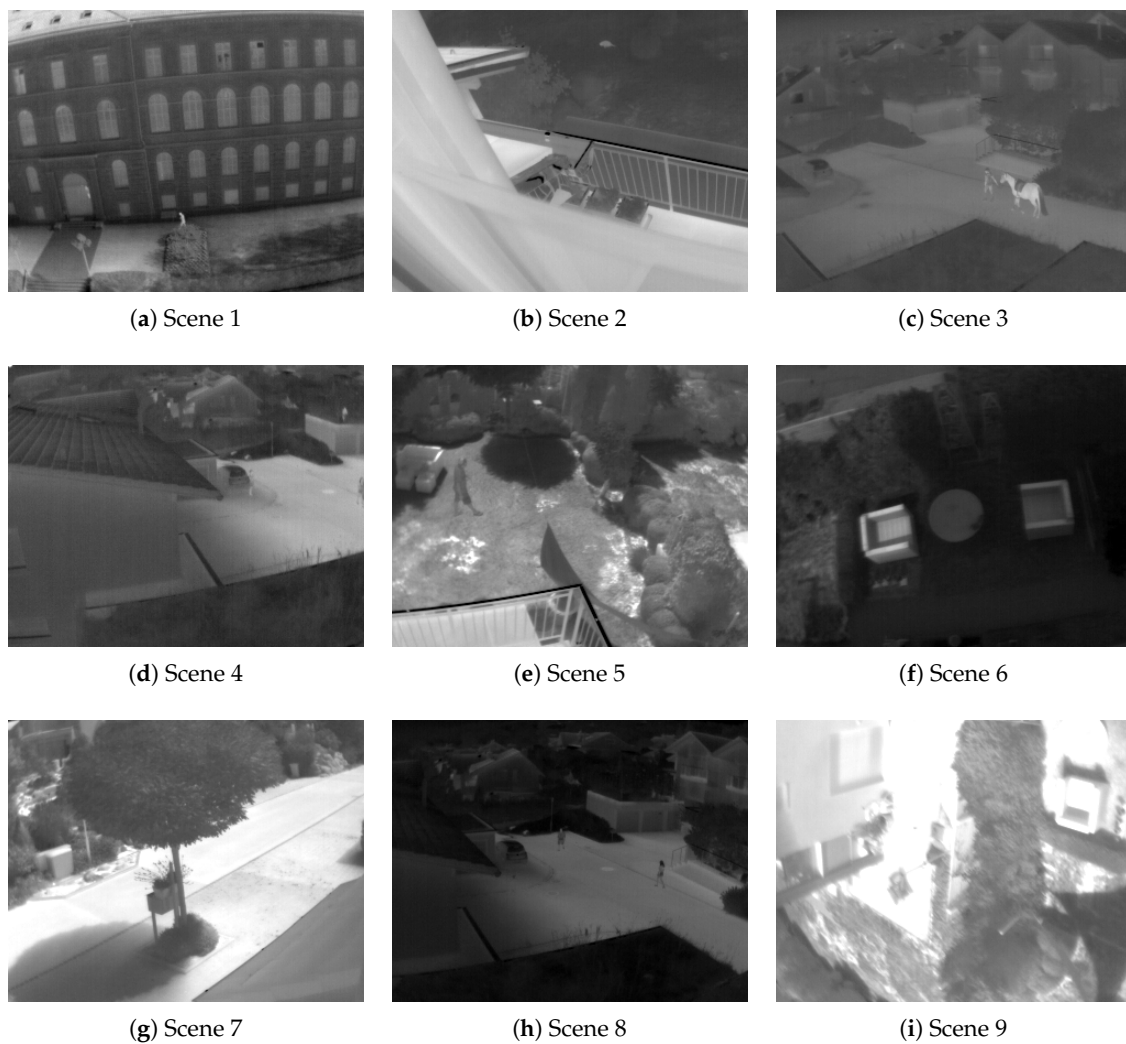


Figure 4. Examples of scenes from the database.

4.1. Parameter Tuning

In this section, the goal is to find a good combination of values of the parameters of ω and the number of iterations n . Parameter ω has real values. As we cannot perform tests for all real values, we take a selection criteria for values that we consider representative to get good outcomes for ω and n . The search for more optimal values of these parameters could be approached in future work as an optimization problem. For this experiment we applied the proposed method in the selected dataset. Since we are seeking to optimize the entropy of the resulting image, we use such Equation (1) as evaluation metrics.

The parameter values of the proposed method are presented in Table 1. As shown, we tested different values of the number of iterations n and w . For n , we changed the value from 2 to 10. No larger values were considered because the larger the value is, the more the image becomes distorted. The parameter w was changed in the range of $[0, 1]$ in increments of 0.05. A value of 0 gives as result the original image. The initial structuring elements G and G' are squares of 3×3 and 15×15 , respectively. In each iteration the two structuring elements will side increase in sizes of two.

Table 2 presents the results obtained. Each column refers to the corresponding iteration n while each row corresponds to a different value of ω . Higher results are highlighted in bold. The highest result is achieved with $n = 8$ and $\omega = 0.35$. It is worth stressing that the entropy increases when the iteration rises its value until the local optima and from there, values start to decrease.

Table 1. Parameter values for the parameter tuning experiment.

Parameter	Value(s)
n	[2, 10]
ω	[0, 1]
G	3×3
G'	15×15

Table 2. Entropy values of the enhanced thermal infrared imaging (TII) obtained by the proposed method with parameters ω and n .

ω	n								
	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0.05	6.5931	6.5962	6.6041	6.6188	6.6396	6.6656	6.6950	6.7271	6.7607
0.10	6.5971	6.6120	6.6394	6.6777	6.7224	6.7696	6.8174	6.8658	6.9129
0.15	6.6037	6.6315	6.6756	6.7326	6.7900	6.8502	6.9100	6.9653	7.0099
0.20	6.6145	6.6577	6.7190	6.7861	6.8548	6.9228	6.9848	7.0326	7.0593
0.25	6.6242	6.6821	6.7540	6.8316	6.9081	6.9788	7.0349	7.0661	7.0648
0.30	6.6293	6.6970	6.7790	6.8678	6.9498	7.0185	7.0633	7.0702	7.0348
0.35	6.6430	6.7217	6.8089	6.9025	6.9851	7.0475	7.0740	7.0519	6.9828
0.40	6.6518	6.7420	6.8398	6.9380	7.0181	7.0673	7.0688	7.0161	6.9169
0.45	6.6568	6.7545	6.8607	6.9637	7.0394	7.0735	7.0505	6.9706	6.8448
0.50	6.6806	6.7872	6.8957	6.9957	7.0596	7.0726	7.0225	6.9165	6.7668
0.55	6.6824	6.7928	6.9068	7.0085	7.0647	7.0610	6.9900	6.8619	6.6915
0.60	6.6914	6.8113	6.9314	7.0295	7.0702	7.0450	6.9516	6.8011	6.6111
0.65	6.6945	6.8201	6.9451	7.0404	7.0682	7.0249	6.9112	6.7406	6.5330
0.70	6.7066	6.8408	6.9655	7.0516	7.0631	7.0010	6.8676	6.6786	6.4556
0.75	6.7161	6.8588	6.9835	7.0602	7.0550	6.9745	6.8216	6.6152	6.3778
0.80	6.7221	6.8707	6.9979	7.0639	7.0433	6.9462	6.7747	6.5531	6.3032
0.85	6.7259	6.8791	7.0077	7.0650	7.0303	6.9167	6.7289	6.4929	6.2319
0.90	6.7309	6.8906	7.0183	7.0641	7.0140	6.8843	6.6802	6.4311	6.1612
0.95	6.7326	6.8959	7.0235	7.0604	6.9973	6.8515	6.6320	6.3702	6.0927
1.00	6.7791	6.9368	7.0460	7.0610	6.9780	6.8134	6.5783	6.3055	6.0210

In Figure 5 we can see that images of the same scene with similar entropy, but with different configurations of ω and n , get similar visual results. For the other experiments, we select the configuration that has the best average.

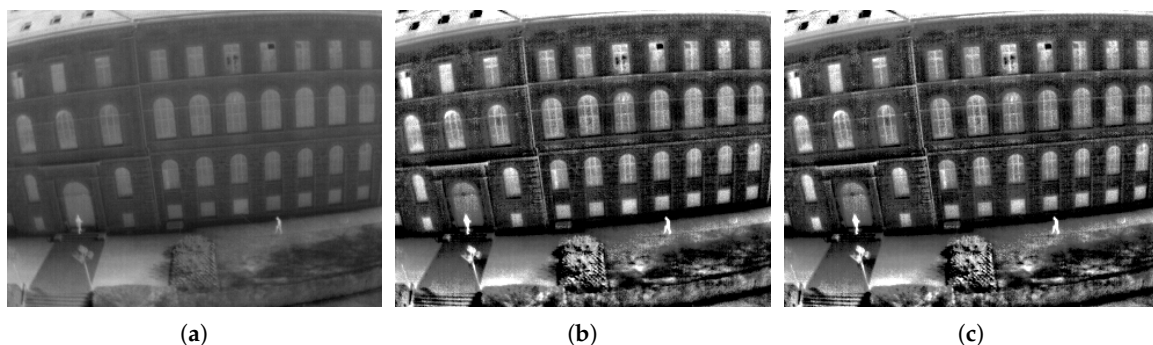


Figure 5. Visual results obtained with the proposed method and the configuration of ω and n . (a) Original TII with $E = 6.7893$; (b) TII enhancement with proposed method with $\omega = 0.35$, $n = 8$ and $E = 7.4696$; (c) TII enhancement with proposed method with $\omega = 0.45$, $n = 7$ and $E = 7.4467$.

4.2. Performance of Proposed Method per Iteration

In this section we compare the results per iteration between proposed method and MMIE method, using the 450 infrared thermal images. We compare the performance of the entropy (Equation (1)) and with the following metrics:

- The *Standard Deviation* (SD), which quantifies the global contrast of the infrared images, is defined as [16]:

$$SD(I) = \sqrt{\sum_{k=0}^{L-1} (k - A(I))^2 \times p(k)}, \quad (20)$$

where k is the pixel value of the image I , $L - 1$ is the maximum gray level, the average intensity of the image is represented by $A(I)$, and $p(k)$ is the probability of occurrence of the value k . If $SD(I_E)$ is greater than $SD(I)$, then there is contrast enhancement.

- The metric adopted to measure the signal-to-noise ratio of an image is the PSNR.

Given the original infrared image I and the infrared image with enhancement I_{EN} where the size of the images is $M \times N$, the PSNR between I and I_{EN} is given by [30]:

$$PSNR(I, I_E) = 10 \times \log_{10} \frac{(L-1)^2}{MSE(I, I_E)}. \quad (21)$$

The *Mean Squared Error* (MSE) is defined as:

$$MSE(I, I_E) = \frac{1}{M \times N} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} (I(u, v) - I_{EN}(u, v))^2. \quad (22)$$

- The *Absolute Mean Brightness Error* (AMBE) [11], which quantifies the conservation of the mean brightness of the processed image, is given by:

$$AMBE(I, I_E) = |A(I) - A(I_E)|, \quad (23)$$

where I and I_E represent the input infrared image and the image enhancement, respectively, $A(I)$ and $A(I_E)$ represent the mean brightness of the input infrared image and the image enhancement. The lower the AMBE value, the better the mean brightness of the image is preserved.

- The linear blur index γ [4] is used to measure the performance of the infrared image enhancement. It is defined as follows:

$$\gamma(I) = \frac{2}{M \times N} \sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^N \min\{p_{uv}, (1 - p_{uv})\}, \quad (24)$$

$$p_{uv} = \sin\left[\frac{\pi}{2} \times \left(1 - \frac{I(u, v)}{L-1}\right)\right]. \quad (25)$$

where $M \times N$ is the size of the infrared image. $I(u, v)$ is the gray pixel value (u, v) . $L - 1$ is the maximum gray value of I . The performance of the algorithm is better if the value of γ is small.

Following the recommendations of Bai [4], we set the following parameter values for MMIE method. The number of iterations n was set to 10, the weights to $w_1 = 0.6$, $w_2 = w_3 = 1.5$, and the initial structuring element B was fixed to 3×3 . For the proposed strategy and taking into account the parameter tuning, we fixed w to 0.35 and considered the same parameter values as in the previous experiment; $n = 10$ and G and G' to 3×3 and 15×15 respectively. In each iteration the two structuring elements will increase in sizes of two. The average entropy of the 450 original thermal infrared images is $E = 6.5924$. The proposed method and MMIE was implemented using ImageJ [49].

In Table 3 it can be seen the results on average on each iteration for the 450 images with the proposed method and MMIIE method. Results in bold refer to the best results by iteration. According to the results obtained we can say that the proposed method outperforms MMIIE method in four of the five evaluation measures on every iteration, while MMIIE method achieves better results with γ . Therefore, on average, the proposed method provides better contrast enhancement and signal-to-noise ratio and higher level of detail. Furthermore, it also preserves better the brightness. On the other hand MMIIE method provides better blur effect. The computational time of the proposed method is higher than that of the MMIIE method, but the proposed method obtains better results in fewer iterations (lower n).

Table 3. Results achieved with the proposed method and Multiscale Morphological Infrared Image Enhancement (MMIIE) method

n	Proposed Method						MMIIE					
	E	SD	$PSNR$	$AMBE$	γ	Time (ms)	E	SD	$PSNR$	$AMBE$	γ	Time (ms)
2	6.643	40.835	40.417	0.129	0.332	2328	6.324	30.247	16.236	38.072	0.194	454
3	6.722	41.969	33.564	0.286	0.320	3752	6.447	32.069	16.176	37.775	0.193	902
4	6.809	43.632	29.256	0.466	0.311	6719	6.441	33.016	16.211	37.528	0.192	1605
5	6.902	45.854	26.023	0.714	0.301	10,629	6.519	34.438	16.204	37.193	0.193	2759
6	6.985	48.556	23.509	1.107	0.293	11,947	6.515	35.486	16.216	36.902	0.194	4770
7	7.047	51.749	21.434	1.636	0.286	16,429	6.570	36.798	16.177	36.580	0.195	7187
8	7.074	55.353	19.693	2.299	0.281	19,979	6.565	37.558	16.194	36.318	0.196	9255
9	7.052	59.216	18.219	3.034	0.275	20,176	6.612	38.453	16.178	36.093	0.197	18,318
10	6.983	63.111	16.980	3.830	0.268	21,527	6.604	39.017	16.201	35.884	0.197	20,003

Figure 6 presents an example image from the dataset with its corresponding histogram. The original image and its histogram is shown in Figure 6a,b respectively. Figure 6c is the resulting image after applying MMIIE method and Figure 6e when applying the proposed method. In both cases we have selected the iteration in which the entropy is maximum. It can be observed that the proposed method presents a better redistribution of intensity levels in bright areas and has fewer peaks according to its histogram (Figure 6d,f). It therefore leads to a better level of detail and contrast.

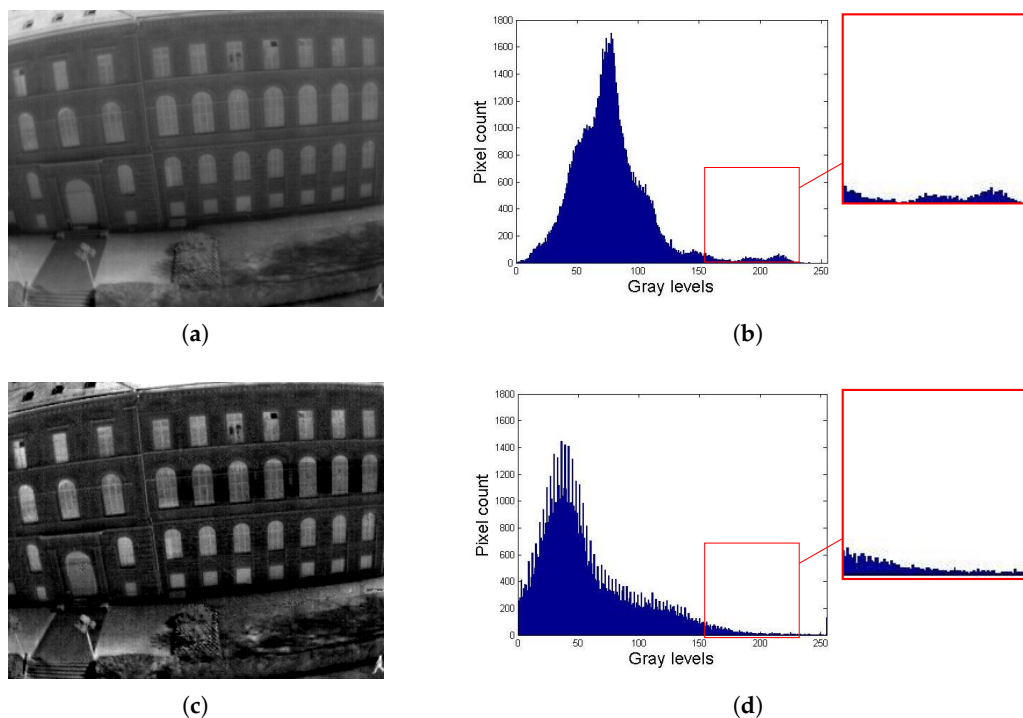


Figure 6. Cont.

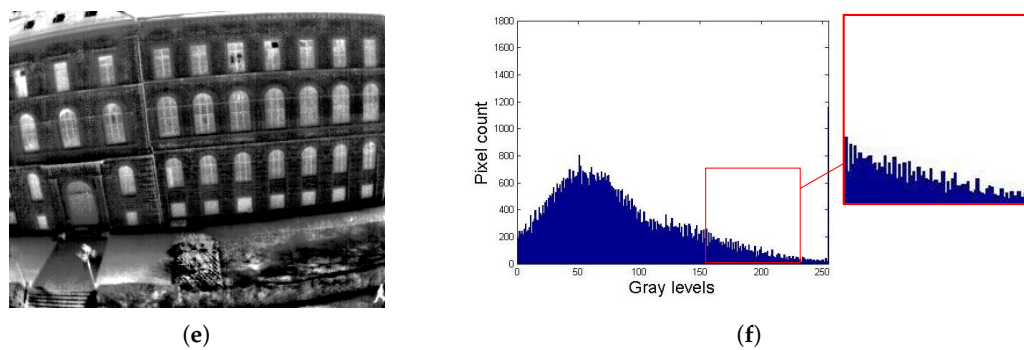


Figure 6. Example of a thermal infrared imaging (TII) to compare the proposed method and Multiscale Morphological Infrared Image Enhancement (MMIIE) method. (a) Original TII with $E = 6.8387$ and $SD = 31.8204$; (b) Histogram of the original image; (c) TII enhanced with the MMIIE method with $E = 6.8619$, $SD = 42.5731$, and $AMBE = 24.1018$; (d) Histogram of the image enhanced with MMIIE; (e) TII enhanced with the proposed method with $E = 7.3629$, $SD = 58.8730$, and $AMBE = 2.1848$; (f) Histogram of the image enhanced with the proposed method.

4.3. Comparison of the Performance of the Proposed Method with State of the Art Methods

In this section we compare the proposed method with popular methods from the literature. The methods used in this section are HE, CLAHE, IRHE2PL [6], and MMIIE. In this part we analyze two results. First we are interested in knowing the percentage of images that are enhanced compared to the original using each method. Then, we analyze the performance of each method on each different scene.

The parameters of the various methods are as follows. For CLAHE, the method was implemented with the MATLAB program, using its default values. For the IRHE2PL method the parameters are described in [6]. For MMIIE method we set the number of iteration n to 9 and the weights to $w_1 = 0.6$, $w_2 = w_3 = 1.5$. Finally, the initial structuring element B was fixed to 3×3 square. Results for this method use the number of iterations that maximize the entropy. Finally, for the proposed method we selected the best combination found in the first part. In this case $n = 8$, $\omega = 0.35$, and the initial structuring elements G and G' are squares of 3×3 and 15×15 , respectively. The HE, IRHE2PL, MMIIE methods and the proposed method were implemented using the ImageJ library [49].

Table 4 shows the percentage of images that have been enhanced in terms of contrast. An image is considered improved if the value of the standard deviation of the processed image is greater than the original image. As we can see, the proposed method enhances the contrast of the 450 TII. HE has a very high value with 98.89%, followed by IRHE2PL method, CLAHE method, and MMIE method with 90.22%, 82.67%, and 47.56%, respectively.

Table 4. Contrast improvement percentage.

Methods	Percentage of Images Improved (%)
HE	98.89%
CLAHE	82.67%
IRHE2PL	90.22%
MMIIE	47.56%
Proposed method	100%

4.3.1. Analysis of Methods by Scenes

The performance of each method in each scene is presented in Table 5. For each scene the first row refers to the original image followed by the different methods used in this study. The two best values for each metric are highlighted in bold. Results of each scene are presented are averaged over all the images that belong to such scene. At the end the average over all images is also presented.

Table 5. Average of the assessments of the 9 scenes obtained by the methods.

	Methods	<i>E</i>	<i>SD</i>	<i>PSNR</i>	<i>AMBE</i>	γ
Scene 1	I	6.814	32.336	-	-	0.284
	HE	6.596	73.420	11.543	48.519	0.406
	CLAHE	7.557	50.808	15.984	24.259	0.401
	IRHE2PL	6.814	36.776	29.603	7.065	0.293
	MMIIE	6.910	43.573	17.005	25.392	0.164
	Proposed method	7.418	60.136	16.767	1.887	0.273
Scene 2	I	7.039	55.330	-	-	0.454
	HE	6.844	73.364	20.479	3.101	0.400
	CLAHE	7.500	53.721	21.237	1.657	0.488
	IRHE2PL	7.036	58.604	33.310	6.802	0.453
	MMIIE	7.038	45.486	13.085	48.345	0.273
	Proposed method	7.601	69.425	18.215	1.534	0.419
Scene 3	I	5.945	18.269	-	-	0.477
	HE	5.881	73.063	10.789	47.807	0.408
	CLAHE	6.970	32.154	19.839	18.275	0.485
	IRHE2PL	5.945	42.197	20.011	13.270	0.326
	MMIIE	6.133	20.900	17.288	32.819	0.127
	Proposed method	6.826	30.332	23.205	0.136	0.273
Scene 4	I	6.808	41.521	-	-	0.342
	HE	6.642	73.148	12.977	41.972	0.407
	CLAHE	7.482	48.135	18.560	19.816	0.422
	IRHE2PL	6.808	56.144	22.617	11.306	0.313
	MMIIE	6.848	35.941	16.106	33.095	0.149
	Proposed method	7.566	56.723	19.019	1.328	0.312
Scene 5	I	7.052	40.839	-	-	0.356
	HE	6.901	73.319	14.793	32.298	0.404
	CLAHE	7.620	50.630	17.786	15.352	0.433
	IRHE2PL	7.048	45.807	32.631	11.444	0.307
	MMIIE	7.025	44.123	15.660	34.956	0.173
	Proposed method	7.505	61.669	17.599	2.584	0.317
Scene 6	I	6.272	24.626	-	-	0.152
	HE	6.158	72.882	8.091	86.636	0.408
	CLAHE	7.200	42.379	16.477	31.714	0.263
	IRHE2PL	6.272	37.308	21.316	17.733	0.179
	MMIIE	6.035	28.802	21.602	15.389	0.048
	Proposed method	6.702	40.545	20.893	2.284	0.114
Scene 7	I	6.990	67.015	-	-	0.348
	HE	6.783	73.516	18.535	19.921	0.398
	CLAHE	7.548	66.298	19.828	7.159	0.400
	IRHE2PL	6.987	75.173	33.982	14.009	0.295
	MMIIE	7.125	53.062	12.017	54.459	0.327
	Proposed method	7.204	75.462	19.735	1.405	0.323
Scene 8	I	6.219	28.522	-	-	0.237
	HE	6.131	72.805	8.042	89.033	0.409
	CLAHE	7.134	41.543	16.828	31.090	0.309
	IRHE2PL	6.219	62.031	11.319	60.173	0.334
	MMIIE	5.952	23.883	21.792	14.567	0.077
	Proposed method	6.589	37.486	23.014	2.426	0.118
Scene 9	I	6.191	53.458	-	-	0.448
	HE	6.001	80.909	13.975	41.396	0.329
	CLAHE	6.459	59.638	19.045	13.075	0.440
	IRHE2PL	6.188	67.644	30.537	10.979	0.386
	MMIIE	6.438	50.305	11.052	65.813	0.433
	Proposed method	6.254	66.401	18.794	7.105	0.378

Based on the averages of the metrics E , SD , $PSNR$, $AMBE$, and γ we can conclude that:

- E metric: The CLAHE method and the proposed method are the methods that have the best performance in terms of entropy for scenes 1 to 8. However, in scene 9 the CLAHE and MMIIE methods have the best results.
- SD metric: The HE, CLAHE, IRHE2PL methods and the proposed method enhance the contrast of the TII in the 9 scenes. The MMIIE method did not enhance the contrast of scenes 2, 4, 7, 8, and 9. The HE method is the best performing method for all scenes and the proposed method is in second place.
- $PSNR$ metric: The methods that produce the less distortion to TII are the IRHE2PL, the proposed method, and CLAHE.
- $AMBE$ metric: For all scenes, the best method in regards to maintaining the average brightness is the proposed method.
- γ metric: The MMIIE method and the proposed method present the best results in terms of blurring.

In the results of scenes 7 and 9 we can see that the IRHE2PL method does not improve the entropy of the image, but has a higher $PSNR$ than the proposed method. This is because IRHE2PL generates an image very similar to the original image. Figure 7 shows that the TII (scene 9) enhanced with the IRHE2PL method (Figure 7b) is very similar to the original image (Figure 7a), contrary to the proposed method, which improves the entropy and contrast of the image (Figure 7c).

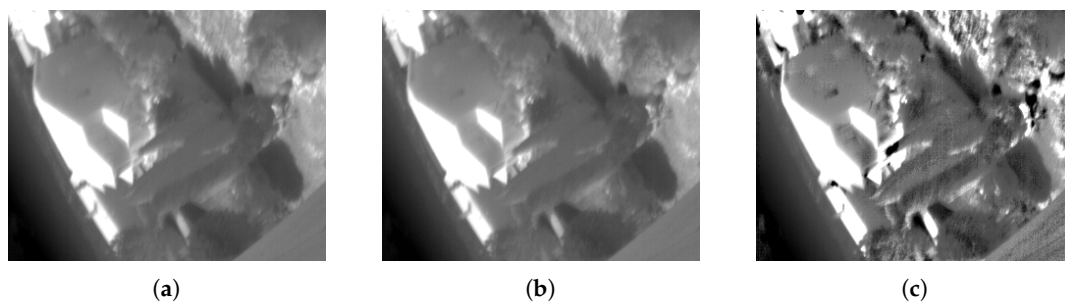


Figure 7. (a) Original TII 449.png, $E = 7.2210$, $SD = 53.1827$; (b) TII enhanced with IRHE2PL method, $E = 7.2058$, $SD = 53.3164$, and $PSNR = 48.0940$ and (c) TII enhanced with the proposed method, $E = 7.2411$, $SD = 62.8887$, and $PSNR = 20.6578$.

4.3.2. General Analysis of Methods

In general none of the methods presented outperforms the other techniques in all evaluation criteria. In almost all cases, the proposed method is the strategy that achieves the best performance in entropy, contrast, and $AMBE$. Therefore, it is the one that provides better details and keeps a better brightness. HE is the algorithm that yields higher contrast according to its good performance, in all cases, with SD . The CLAHE method performs the best in entropy, so it preserves the details better. The best signal-to-noise ratio is achieved by the IRHE2PL method and, so, it is the one that provides the lowest distortion. Finally, the MMIIE method improves the blur effect in all cases. The proposed method provides the best values in $AMBE$ in almost all cases and in E , SD , $PSNR$, and γ results are very competitive since it achieves high values that are close to the best value in many cases.

Now we can see a couple of examples in Figures 8 and 9. For each image enhancement method, images were selected so that each method achieved the highest entropy value. In Figure 8 represents a patio scene images with Figure 8a the original image. The results of HE is in Figure 8b and it presents an excess of brightness. In Figure 8c the CLAHE method makes a moderate enhancement to the image. However, in Figure 8d the IRHE2PL method does not enhance the contrast of the TII. In Figure 8e the MMIIE method adds distortion to TII. Finally, in Figure 8f the proposed method enhances the

contrast and improves the details of the TII. The second example, which represents a person with a horse, is in Figure 9. The analysis is similar to the previous case. Therefore we can emphasize the good performance of the proposed technique.

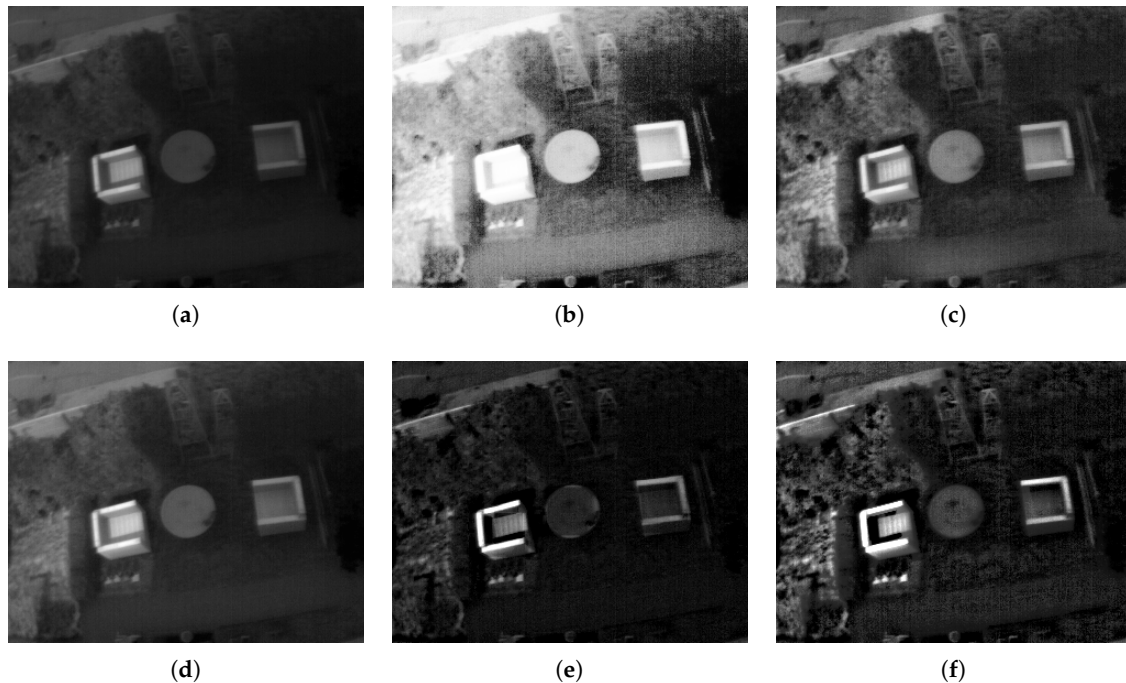


Figure 8. An example of comparison of a TII with a dark background. (a) Original TII, (b) TII enhanced with HE method, (c) TII enhanced with Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) method, (d) TII enhanced with IRHE2PL method, (e) TII enhanced with MMIE method, and (f) TII enhanced with the proposed method.

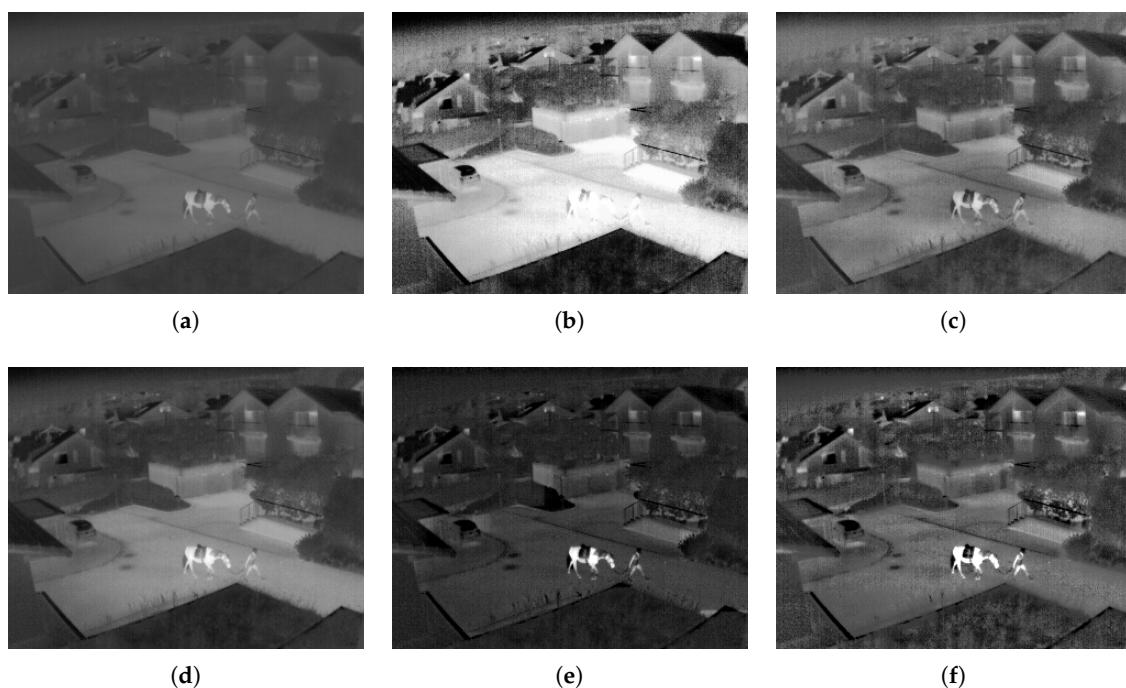


Figure 9. This example shows a TII with a dark background and semi-bright objectives. (a) original TII, (b) TII enhanced with HE, (c) TII enhanced with CLAHE, (d) TII enhanced with IRHE2PL, (e) TII enhanced with MMIE, and (f) TII enhanced with the proposed method.

Finally, in Figure 10 we analyze the level of detail of the resulting image before and after applying the proposed strategy. Numerical results suggest that the level of details increase with the proposed method and this feature can be visually corroborated. For example, the resulting image in Figure 10b presents an excellent contrast, and a well-defined detail, which makes easier its identification.

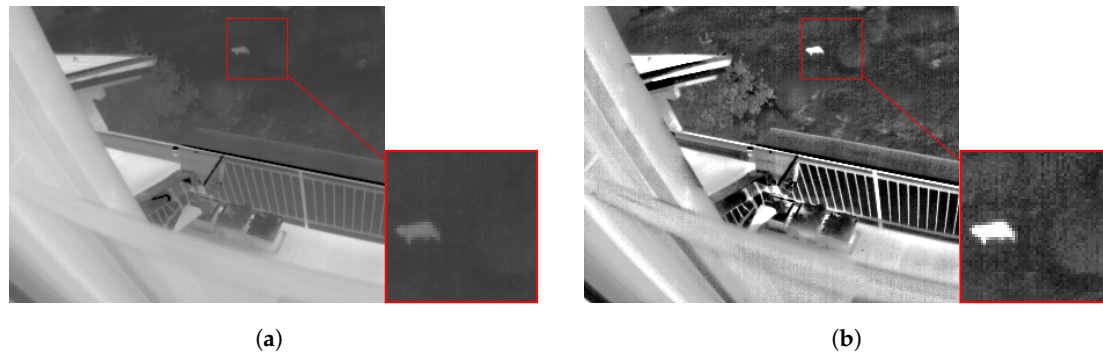


Figure 10. TII with improved contrast and detail, (a) the Original TII with $E = 6.9334$ and $SD = 58.24$ and (b) the TII enhanced with the proposed method with $E = 7.5783$ and $SD = 70.7615$

5. Conclusions

In this work we have introduced an iterative contrast enhancement method for TII. This approach is based on multiscale top-hat transform that improves the entropy of images, which implies an improvement in the level of detail of the resulting image. Furthermore, the proposed method not only improves the entropy but also preserves the brightness and enhances contrast.

The proposed method was compared with state of the art algorithms and has proved to be competitive. It is noteworthy that the proposed method is the only algorithm that improved the original image for all input images in terms of contrast.

Visually, the resulting image after applying the proposed method presents a higher quality than the original image. This result is consistent with the performance of the algorithm. This proposed method could be very useful for infrared thermal image analysis, object recognition, people tracking, and other applications based on infrared thermal images.

Author Contributions: Funding acquisition, H.L.-A. and D.P.P.-R.; Investigation, J.C.M.R.; Methodology, J.C.M.R.; Project administration, J.L.V.N.; Resources, J.L.V.N., H.L.-A. and D.P.P.-R.; Software, J.C.M.R.; Supervision, J.L.V.N., H.L.-A., D.P.P.-R. and M.G.T.; Validation, J.L.V.N. and S.G.-G.; Visualization, J.C.M.R.; Writing—original draft, J.C.M.R. and J.L.V.N.; Writing—review & editing, J.L.V.N., H.L.-A., D.P.P.-R., S.G.-G. and M.G.T.

Funding: This research was funded by CONACYT, Paraguay, grant numbers 14-POS-007 and POS17-53 and by TIN2015-64776-C3-2-R of the Spanish Ministry of Economic and Competitiveness and the European Regional Development Fund (MINECO/FEDER)

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

References

1. Havens, K.J.; Sharp, E.J. *Thermal Imaging Techniques to Survey and Monitor Animals in the Wild: A Methodology*; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 2016; doi:10.1016/c2014-0-03312-6.
2. Portmann, J.; Lynen, S.; Chli, M.; Siegwart, R. People detection and tracking from aerial thermal views. In Proceedings of the 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), Hong Kong, China, 31 May–7 June 2014; pp. 1794–1800.
3. Krapels, C.K.; Driggers, C.R.G.; Garcia, C.J.F. Performance of infrared systems in swimmer detection for maritime security. *Opt. Express* **2007**, *15*, 12296–12305. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
4. Bai, X. Morphological infrared image enhancement based on multi-scale sequential toggle operator using opening and closing as primitives. *Infrared Phys. Technol.* **2015**, *68*, 143–151. [[CrossRef](#)]
5. Bai, X.; Zhou, F.; Xue, B. Infrared image enhancement through contrast enhancement by using multiscale new top-hat transform. *Infrared Phys. Technol.* **2011**, *54*, 61–69. [[CrossRef](#)]

6. Liang, K.; Ma, Y.; Xie, Y.; Zhou, B.; Wang, R. A new adaptive contrast enhancement algorithm for infrared images based on double plateaus histogram equalization. *Infrared Phys. Technol.* **2012**, *55*, 309–315. [[CrossRef](#)]
7. Lin, C.L. An approach to adaptive infrared image enhancement for long-range surveillance. *Infrared Phys. Technol.* **2011**, *54*, 84–91. [[CrossRef](#)]
8. Lai, R.; Yang, Y.T.; Wang, B.J.; Zhou, H.X. A quantitative measure based infrared image enhancement algorithm using plateau histogram. *Opt. Commun.* **2010**, *283*, 4283–4288. [[CrossRef](#)]
9. Li, Y.; Zhang, Y.; Geng, A.; Cao, L.; Chen, J. Infrared image enhancement based on atmospheric scattering model and histogram equalization. *Opt. Laser Technol.* **2016**, *83*, 99–107. [[CrossRef](#)]
10. Yoo, J.H.; Ohm, S.Y.; Chung, M.G. Brightness Preservation and Image Enhancement Based on Maximum Entropy Distribution. In *Convergence and Hybrid Information Technology*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2012; pp. 365–372.
11. Aquino-Morinigo, P.B.; Lugo-Solís, F.R.; Pinto-Roa, D.P.; Ayala, H.L.; Noguera, J.L.V. Bi-histogram equalization using two plateau limits. *Signal Image Video Process.* **2017**, *11*, 857–864. [[CrossRef](#)]
12. Kim, Y.T. Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization. *IEEE Trans. Consum. Electron.* **1997**, *43*, 1–8. [[CrossRef](#)]
13. Ooi, C.H.; Kong, N.S.P.; Ibrahim, H. Bi-histogram equalization with a plateau limit for digital image enhancement. *IEEE Trans. Consum. Electron.* **2009**, *55*, 2072–2080. [[CrossRef](#)]
14. Lim, S.H.; Isa, N.A.M.; Ooi, C.H.; Toh, K.K.V. A new histogram equalization method for digital image enhancement and brightness preservation. *Signal Image Video Process.* **2013**, *9*, 675–689. [[CrossRef](#)]
15. Pineda, I.A.B.; Caballero, R.D.M.; Silva, J.J.C.; Román, J.C.M.; Noguera, J.L.V. Quadri-histogram equalization using cutoff limits based on the size of each histogram with preservation of average brightness. *Signal Image Video Process.* **2019**. [[CrossRef](#)]
16. Román, J.C.M.; Ayala, H.L.; Noguera, J.L.V. Top-Hat transform for enhancement of aerial thermal images. In Proceedings of the 2017 30th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI), Niteroi, Brazil, 17–20 October 2017; pp. 277–284.
17. Sun, K.; Sang, N. Enhancement of vascular angiogram by multiscale morphology. In Proceedings of the 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering (ICBBE 2007), Wuhan, China, 6–8 July 2007; pp. 1311–1313.
18. Bai, X. Microscopy mineral image enhancement through center operator construction. *Appl. Opt.* **2015**, *54*, 4678–4688. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
19. Bai, X.; Zhou, F.; Xue, B. Noise-suppressed image enhancement using multiscale top-hat selection transform through region extraction. *Appl. Opt.* **2012**, *51*, 338–347. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
20. Bai, X.; Liu, H. Edge enhanced morphology for infrared image analysis. *Infrared Phys. Technol.* **2017**, *80*, 44–57. [[CrossRef](#)]
21. Bai, X.; Zhou, F. Analysis of new top-hat transformation and the application for infrared dim small target detection. *Pattern Recognit.* **2010**, *43*, 2145–2156. [[CrossRef](#)]
22. Bai, X.; Zhou, F.; Xue, B. Infrared dim small target enhancement using toggle contrast operator. *Infrared Phys. Technol.* **2012**, *55*, 177–182. [[CrossRef](#)]
23. Bai, X.; Zhou, F. Analysis of different modified top-hat transformations based on structuring element construction. *Signal Process.* **2010**, *90*, 2999–3003. [[CrossRef](#)]
24. Bai, X.; Zhou, F.; Xue, B. Toggle and top-hat based morphological contrast operators. *Comput. Electr. Eng.* **2012**, *38*, 1196–1204. [[CrossRef](#)]
25. Bai, X.; Zhou, F.; Xue, B. Multi-scale toggle operator for constructing image sharpness measure. *Opt. Laser Technol.* **2012**, *44*, 2004–2014. [[CrossRef](#)]
26. Mukhopadhyay, S.; Chanda, B. A multiscale morphological approach to local contrast enhancement. *Signal Process.* **2000**, *80*, 685–696. [[CrossRef](#)]
27. Gonzalez, R.C.; Woods, R.E.; Eddins, S.L. *Digital Image Processing Using MATLAB*; Pearson-Prentice-Hall: Upper Saddle River, NJ, USA, 2004; Volume 624.
28. Soille, P. *Morphological Image Analysis: Principles and Applications*; Springer: Berlin, Germany, 2004. [[CrossRef](#)]
29. Bai, X.; Zhou, F. A unified form of multi-scale top-hat transform based algorithms for image processing. *Optik* **2013**, *124*, 1614–1619. [[CrossRef](#)]
30. Bai, X.; Zhou, F.; Xue, B. Image enhancement using multi scale image features extracted by top-hat transform. *Opt. Laser Technol.* **2012**, *44*, 328–336. [[CrossRef](#)]

31. Liao, M.; Zhao, Y.Q.; Wang, X.H.; Dai, P.S. Retinal vessel enhancement based on multi-scale top-hat transformation and histogram fitting stretching. *Opt. Laser Technol.* **2014**, *58*, 56–62. [\[CrossRef\]](#)
32. Peng, B.; Wang, Y.; Yang, X. A multiscale morphological approach to local contrast enhancement for ultrasound images. In Proceedings of the 2010 International Conference on Computational and Information Sciences, Chengdu, China, 17–19 December 2010; pp. 1142–1145.
33. Bai, X. Image enhancement through contrast enlargement using the image regions extracted by multiscale top-hat by reconstruction. *Optik* **2013**, *124*, 4421–4424. [\[CrossRef\]](#)
34. Bai, X.; Zhou, F.; Xue, B. Image fusion through local feature extraction by using multi-scale top-hat by reconstruction operators. *Optik* **2013**, *124*, 3198–3203. [\[CrossRef\]](#)
35. Zhao, J.; Zhou, Q.; Chen, Y.; Feng, H.; Xu, Z.; Li, Q. Fusion of visible and infrared images using saliency analysis and detail preserving based image decomposition. *Infrared Phys. Technol.* **2013**, *56*, 93–99. [\[CrossRef\]](#)
36. Zhu, P.; Ding, L.; Ma, X.; Huang, Z. Fusion of infrared polarization and intensity images based on improved toggle operator. *Opt. Laser Technol.* **2018**, *98*, 139–151. [\[CrossRef\]](#)
37. Mukhopadhyay, S.; Chanda, B. Multiscale morphological segmentation of gray-scale images. *IEEE Trans. Image Process.* **2003**, *12*, 533–549. [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)
38. Ye, B.; Peng, J.x. Small target detection method based on morphology top-hat operator. *J. Image Graph.* **2002**, *7*, 638–642.
39. Tsai, D.Y.; Lee, Y.; Matsuyama, E. Information entropy measure for evaluation of image quality. *J. Dig. Imaging* **2008**, *21*, 338–347. [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)
40. Singh, K.; Kapoor, R. Image enhancement using exposure based sub image histogram equalization. *Pattern Recognit. Lett.* **2014**, *36*, 10–14. [\[CrossRef\]](#)
41. Ye, Z.; Mohamadian, H.; Pang, S.S.; Iyengar, S. Image contrast enhancement and quantitative measuring of information flow. In Proceedings of the 6th WSEAS International Conference on Information Security and Privacy, Tenerife, Spain, 14–16 December 2007; pp. 172–177.
42. More, L.G.; Brizuela, M.A.; Ayala, H.L.; Pinto-Roa, D.P.; Noguera, J.L.V. Parameter tuning of CLAHE based on multi-objective optimization to achieve different contrast levels in medical images. In Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), Quebec City, QC, Canada, 27–30 September 2015; pp. 4644–4648.
43. Khellaf, A.; Beghdadi, A.; Dupoisot, H. Entropic contrast enhancement. *IEEE Trans. Med. Imaging* **1991**, *10*, 589–592. [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)
44. Wang, S.H.; Cheng, H.; Phillips, P.; Zhang, Y.D. Multiple Sclerosis Identification Based on Fractional Fourier Entropy and a Modified Jaya Algorithm. *Entropy* **2018**, *20*, 254. [\[CrossRef\]](#)
45. Zhang, Y.; Wu, X.; Lu, S.; Wang, H.; Phillips, P.; Wang, S. Smart detection on abnormal breasts in digital mammography based on contrast-limited adaptive histogram equalization and chaotic adaptive real-coded biogeography-based optimization. *Simulation* **2016**, *92*, 873–885, doi:10.1177/0037549716667834. [\[CrossRef\]](#)
46. Lee, K.; Lee, S. A new framework for measuring 2D and 3D visual information in terms of entropy. *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.* **2016**, *26*, 2015–2027. [\[CrossRef\]](#)
47. Shannon, C.E. A mathematical theory of communication. *Bell Syst. Tech. J.* **1948**, *27*, 379–423. [\[CrossRef\]](#)
48. Niu, Y.; Wu, X.; Shi, G. Image enhancement by entropy maximization and quantization resolution upconversion. *IEEE Trans. Image Process.* **2016**, *25*, 4815–4828. [\[CrossRef\]](#)
49. Burger, W.; Burge, M.J. *Digital Image Processing: An Algorithmic Introduction Using Java*; Springer: London, UK, 2016. [\[CrossRef\]](#)
50. Dataset. Thermal Infrared Dataset. 2014. Available online: <https://projects.asl.ethz.ch/datasets/doku.php?id=ir:iricra2014> (accessed on 1 December 2018).
51. Zuiderveld, K. Contrast limited adaptive histogram equalization. In *Graphics Gems*, Elsevier; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 1994; pp. 474–485. [\[CrossRef\]](#)



Medical Image Enhancement With Brightness and Detail Preserving Using Multiscale Top-hat Transform by Reconstruction

Julio César Mello Román^{a,1}, Ricardo Escobar^{b,2},
Fabiola Martínez^{b,3}, José Luis Vázquez Noguera^{a,4},
Horacio Legal-Ayala^{a,5} and Diego P. Pinto-Roa^{a,6}

^a Facultad Politécnica, Universidad Nacional de Asunción, San Lorenzo 2160, Paraguay

^b Universidad Nacional de Concepción, Concepción 8700, Paraguay

Abstract

Medical imaging help medical doctors provide faster and more efficient diagnoses to their patients. Medical image quality directly influences diagnosis. However, when medical images are acquired, they often present degradations such as poor detail or low contrast. This work presents an algorithm that improves contrast and detail, preserving the natural brightness of medical images. The proposed method is based on multiscale top-hat transform by reconstruction. It extracts multiple features from the image that are then used to enhance the medical image. To quantify the performance of the proposed method, 100 medical images from a public database were used. Experiments show that the proposal improves contrast, introducing less distortion and preserving the average brightness of medical images.

Keywords: Medical imaging, low contrast, natural brightness, multiscale top-hat transform by reconstruction

1 Introduction

Medical imaging has an important role in diagnosing and monitoring the effect of selected treatments for a disease [9]. Emergency situations, ambient noise, special conditions of photography patients, lighting conditions and technical limitations of imaging devices are some of the reasons why images may have low quality [29,7].

¹ Email: juliomello@pol.una.py

² Email: ricardoescobar@unc.edu.py

³ Email: fabiolamartinez@unc.edu.py

⁴ Email: jl vazquez@pol.una.py

⁵ Email: hlegal@pol.una.py

⁶ Email: dpinto@pol.una.py

In such cases, image enhancement techniques can be useful, especially when it is impossible to re-create images. These techniques are used to improve the visual quality of medical images.

At present, several contrast enhancement techniques have been proposed that enhance the visual quality of all types of images, including medical images. A very popular technique for improving medical imaging is Histogram Equalization (HE) [15] which improves image contrast by increasing the distribution of gray levels. The results obtained by HE are not necessarily good for all areas of the medical image, because it can damage the image as well as its border areas. For this reason, new approaches have been proposed to improve the performance of HE [20,2,5,14,16]. The mathematical morphology is another widely used method to process and analyze images [6,8,12,19,27,22]. Morphological operators can extract different types of features from the medical image, which in the end will be used to enhance the visual quality of the image. Also, multiscale approaches to the top-hat transform were proposed to improve its performance in image enhancement [24,17,4,23,1,13,25]. The multiscale approach of the top-hat transform has been used to improve images of retinal vessels [11], hand vein images [28], ultrasound images [21], mammography images [10] and other applications that use medical imaging.

This paper presents a technique for contrast enhancement, detail and brightness preservation in medical imaging. The proposal is inspired by the algorithm of Bai et al. [4] and is based on the multiscale top-hat transform by reconstruction. With the geodesic reconstruction, in the transformed top-hat, we seek to preserve some features that are connected in the image. Thus, by introducing this variation we obtain medical images with low distortion, contrast enhancement, detail improvement and preservation of their natural brightness.

This paper presents in Section 2 the morphological operators and the proposal for the improvement of the image, in Section 3 the numerical and visual experimental results are visualized; and finally, in Section 4 the conclusions of the work are presented.

2 Proposed method based on the multiscale top-hat transform by reconstruction

Mathematical morphology methods are based on the structural properties of objects. These methods use mathematical principles and relationships between categories to extract the components of an image, which are useful for describing the shape of areas. The morphological operators are non-linear and have as input two sets of data. The first set contains the original image and the second describes the structuring element [27].

Let f be an original image and B a structuring element. The two basic morphological operations are dilation ($\delta_B(f)$) and erosion ($\varepsilon_B(f)$), and are defined as

follows [8]:

$$\delta_B(f)(u, v) = \max_{(x, y) \in B} (f(u - x, v - y)), \quad (1)$$

$$\varepsilon_B(f)(u, v) = \min_{(x, y) \in B} (f(u + x, v + y)), \quad (2)$$

where (u, v) and (x, y) are the pixel coordinates of f and B , respectively.

2.1 Morphological reconstruction

Morphological reconstruction is based on morphological operators with geodesic principles. The geodesic transformations use two input images [27]. However, classical morphological transformations use one image and one structuring element as input.

Geodesic dilation ($\delta_g^{(s)}$) and erosion ($\varepsilon_g^{(s)}$) are defined as [3]:

$$\delta_g^{(s)}(f) = \delta_g^{(1)}(\delta_g^{(s-1)}(f)), \quad (3)$$

$$\varepsilon_g^{(s)}(f) = \varepsilon_g^{(1)}(\varepsilon_g^{(s-1)}(f)), \quad (4)$$

where g is a mask image, $\delta_g^{(1)}(f)$ represents the minimum pixels between g and the dilation of f , and $\varepsilon_g^{(1)}(f)$ is the maximum pixels between g and the erosion of f ; using in both cases a structuring element B , in an iterative way, as follows:

$$\delta_g^{(1)}(f) = \min(g, \delta_B^{(1)}(f)), \quad (5)$$

$$\varepsilon_g^{(1)}(f) = \max(g, \varepsilon_B^{(1)}(f)). \quad (6)$$

Reconstruction by dilation (R_g^δ) [3] is defined as the iterative geodesic dilation of f with respect to g until it reaches stability:

$$R_g^\delta(f) = \delta_g^{(s)}(f), \text{ where } \delta_g^{(s)}(f) = \delta_g^{(s+1)}(f), \quad (7)$$

Reconstruction by erosion (R_g^ε) [3] is defined as the iterative geodesic erosion of f with respect to g until it reaches stability:

$$R_g^\varepsilon(f) = \varepsilon_g^{(s)}(f), \text{ where } \varepsilon_g^{(s)}(f) = \varepsilon_g^{(s+1)}(f). \quad (8)$$

Opening by reconstruction (γ_B^R) is defined as the dilation by reconstruction of image f from the erosion of f with a structuring element B , as follows:

$$\gamma_B^R(f) = R_f^\delta(\varepsilon_B(f)), \quad (9)$$

Closing by reconstruction (ϕ_B^R) is defined as the erosion by reconstruction of image f from the dilation of f with a structuring element B , as follows:

$$\phi_B^R(f) = R_f^\varepsilon(\delta_B(f)). \quad (10)$$

2.2 Top-hat transform by reconstruction

From the opening and closing by reconstruction, the white top-hat transform by reconstruction (*RWTH*) and the black top-hat transform by reconstruction (*RBTH*) are defined as follows [3]:

$$RWTH(f) = f - \gamma_B^R(f), \quad (11)$$

$$RBTH(f) = \phi_B^R(f) - f. \quad (12)$$

RWTH is used to extract bright features from the image and *RBTH* is used to extract dark features from the image.

2.3 Proposed method

The proposed method for medical image contrast enhancement is a variation of the method described by Bai et al. [4] for grayscale images, called Multiscale Mophology for Contrast Enhancement (MMCE). This method extracts multiple bright and dark features from the image using the classic top-hat transform. The proposed variation consists of using the concept of geodesic reconstruction in the top-hat transform. This allows to enhance the visual quality of the image. The proposed method takes into account the operators connected in the images, making the improved images less distorted, preserving the details and the average brightness.

The following is a description of the proposed method. Given an image f , a disk shaped structuring element B , and the number of iterations n . Where the radius of B increases in each iteration in sizes of 1.

The first step is to obtain the multiple features of the bright areas, which are extracted by *RWTH* as follows:

$$RWTH_i(f) = f - \gamma_{B_i}^R(f), \quad (13)$$

where $RWTH_i$ are the i -scales of brightness that are extracted from the image. The multiple scales of the bright areas of the image can be expressed as follows:

$$\begin{aligned} RWTH_1(f) &= f - \gamma_{B_1}^R(f) \\ RWTH_2(f) &= f - \gamma_{B_2}^R(f) \\ RWTH_3(f) &= f - \gamma_{B_3}^R(f) \\ &\dots \\ RWTH_n(f) &= f - \gamma_{B_n}^R(f) \end{aligned}$$

Similarly, the multiple features of the dark areas of the image are obtained as follows:

$$RBTH_i(f) = \phi_{B_i}^R(f) - f, \quad (14)$$

where $RBTH_i$ are the i -scales of darkness that are extracted from the image. The multiple scales of the dark areas of the image can be expressed as follows:

$$\begin{aligned}
RBTH_1(f) &= \phi_{B_1}^R(f) - f \\
RBTH_2(f) &= \phi_{B_2}^R(f) - f \\
RBTH_3(f) &= \phi_{B_3}^R(f) - f \\
&\dots \\
RBTH_n(f) &= \phi_{B_n}^R(f) - f
\end{aligned}$$

The second step will obtain the subtractions between the multiple scales of the bright regions of the image as follows:

$$RWTHS_{i-1}(f) = RWTH_i(f) - RWTH_{i-1}(f). \quad (15)$$

The multiple subtractions of the different scales of the bright areas of the image can be expressed as follows:

$$\begin{aligned}
RWTHS_1(f) &= RWTH_2(f) - RWTH_1(f) \\
RWTHS_2(f) &= RWTH_3(f) - RWTH_2(f) \\
RWTHS_3(f) &= RWTH_4(f) - RWTH_3(f) \\
&\dots \\
RWTHS_{n-1}(f) &= RWTH_n(f) - RWTH_{n-1}(f)
\end{aligned}$$

Similarly, the subtractions between the multiple scales of the dark regions of the image will be obtained as follows:

$$RBTHS_{i-1}(f) = RBTH_i(f) - RBTH_{i-1}(f). \quad (16)$$

The multiple subtractions of the different scales of the dark areas of the image can be expressed as follows:

$$\begin{aligned}
RBTHS_1(f) &= RBTH_2(f) - RBTH_1(f) \\
RBTHS_2(f) &= RBTH_3(f) - RBTH_2(f) \\
RBTHS_3(f) &= RBTH_4(f) - RBTH_3(f) \\
&\dots \\
RBTHS_{n-1}(f) &= RBTH_n(f) - RBTH_{n-1}(f)
\end{aligned}$$

The third step calculates the maximum values between all the multiple scales that were obtained in the different steps.

The maximum values of all bright and dark scales extracted from the image are defined as:

$$f_w^C = \max_{1 \leq i \leq n} \{RWTH_i(f)\}, \quad (17)$$

$$f_b^C = \max_{1 \leq i \leq n} \{RBTH_i(f)\}. \quad (18)$$

The maximum values of all bright and dark scales extracted from the image by subtraction are defined as:

$$f_w^D = \max_{1 \leq i \leq n-1} \{RWTHS_{i-1}(f)\}, \quad (19)$$

$$f_b^D = \max_{1 \leq i \leq n-1} \{RBTHS_{i-1}(f)\}. \quad (20)$$

The final step is to obtain contrast enhancement of the medical image as follows:

$$f_E = f + (f_w^C + f_w^D) - (f_b^C + f_b^D), \quad (21)$$

where f_E is the medical image with contrast enhancement.

The medical images contrast enhancement process called Geodesic Reconstruction MMCE (GR-MMCE) is described in the following Algorithm 1.

Algorithm 1 Geodesic Reconstruction MMCE.

Input: f , B , n

Output: f_E (Enhanced image)

Initialization : B

1: **for** $i = 1$ to n **do**

2: *Calculation of top-hat transform by reconstruction.*

$$RWTH_i(f) = f - \gamma_{B_i}^R(f), \text{ (Equation (13))}$$

$$RBTH_i(f) = \phi_{B_i}^R(f) - f. \text{ (Equation (14))}$$

3: *Calculation of subtractions from neighboring scales, obtained through the top-hat transform by reconstruction.*

$$RWTHS_{i-1}(f) = RWTH_i(f) - RWTH_{i-1}(f), \text{ (Equation (15))}$$

$$RBTHS_{i-1}(f) = RBTH_i(f) - RBTH_{i-1}(f). \text{ (Equation (16))}$$

4: **end for**

5: *Maximum values of all the multiple scales obtained.*

$$f_w^C = \max_{1 \leq i \leq n} \{RWTH_i(f)\}, \text{ (Equation (17))}$$

$$f_b^C = \max_{1 \leq i \leq n} \{RBTH_i(f)\}, \text{ (Equation (18))}$$

$$f_w^D = \max_{1 \leq i \leq n-1} \{RWTHS_{i-1}(f)\}, \text{ (Equation (19))}$$

$$f_b^D = \max_{1 \leq i \leq n-1} \{RBTHS_{i-1}(f)\} \text{ (Equation (20))}$$

6: *Medical images contrast enhancement calculation..*

$$f_E = f + (f_w^C + f_w^D) - (f_b^C + f_b^D) \text{ (Equation (21))}$$

7: **return** f_E

3 Results and discussion

This section presents the comparative analysis between the proposed method and other methods of the literature. Contrast enhancement algorithms that modify the histogram are used for comparison: Histogram Equalization (HE), Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) [30]. Also, it is compared with the MMCE algorithm which is a method based on multiscale mathematical morphology.

3.1 Assessment metrics

Four metrics are used to assess image enhancement:

Standard deviation (SD) [22,23], this metric assesses the global contrast of grayscale images, defined as:

$$SD(f) = \sqrt{\sum_{q=0}^{L-1} (q - E(f))^2 \times P(q)}, \quad (22)$$

where q is the pixel gray intensity level (u, v) of the image f , $L - 1$ represents the maximum gray intensity level for the image, $E(f)$ represents the average brightness of the image and $P(q)$ is the probability of occurrence of the intensity level q . In case the $SD(f_E)$ of the enhanced image is higher than the $SD(f)$ of the original image, then there is an enhancement in the image.

Peak Signal to Noise Ratio (PSNR), this metric is used to measure the amount of noise introduced in the resulting image f_E , is given by [4]:

$$PSNR(f, f_E) = 10 \log_{10} \left[\frac{(L - 1)^2}{MSE(f, f_E)} \right], \quad (23)$$

where the Mean Squared Error (MSE) is defined as:

$$MSE(f, f_E) = \frac{\sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^N [f(u, v) - f_E(u, v)]^2}{M \times N}, \quad (24)$$

where $M \times N$ is the image size f . The higher the PSNR value indicates that less noise is introduced into the enhanced image, and therefore the better the image quality will be.

Absolute Mean Brightness Error (AMBE) [2,20] is used to measure performance in preserving average brightness and is defined as:

$$AMBE(f, f_E) = |E(f) - E(f_E)|. \quad (25)$$

It should be noted that the lower the value of AMBE, the better the preservation of brightness.

The PL rate [4] is used to measure both the noise condition and the improved

image clarity. This is defined as follows:

$$PL(f, f_E) = \frac{PSNR(f, f_E)}{\lambda(f_E)}, \quad (26)$$

where λ represents the linear blurring index, is given by:

$$\lambda(f_E) = \frac{2}{MN} \sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^N \min(r(u, v), 1 - r(u, v)), \quad (27)$$

$$r(u, v) = \sin\left(\frac{\pi}{2} \times \left(1 - \frac{f_E(u, v)}{f_{max}}\right)\right), \quad (28)$$

where f_{max} represents the maximum gray level of the f_E image. The higher PL value indicates that the image contains less noise and is clearer.

3.2 Experimental results

The experiment consists of comparing the proposed algorithm (GR-MMCE) with other techniques in the literature, taking into account SD, PSNR, AMBE and PL as assessment metrics. The aim is to show how good the proposed method is on enhancing contrast and preserving the brightness in medical imaging. Also, the advantages obtained against the other methods will be made known.

For the analysis of results, 100 medical images were selected from a public database [18]. Here we can find images of dental x-rays, hands, legs, backs, thorax, images of retinal vessels, ultrasound, among others. Tests were performed using the HE, CLAHE, MMCE algorithms and the proposed method. The HE and CLAHE algorithms were implemented using the MATLAB program (using the default parameters for CLAHE). The MMCE and the proposed algorithms were implemented in the ImageJ framework [26], the input parameters were the original medical image f , the number of iterations $n = 7$, and the initial disk structuring element B with radius $r = 1$.

Table 1 shows the average obtained by the algorithms in the SD, AMBE, PSNR and PL metrics for enhanced medical imaging.

Table 1
Averages of the assessments of the 100 enhanced medical images with the HE, CLAHE, MMCE algorithms and the proposed algorithm.

Methods	SD	AMBE	PSNR	PL
Original	61.05	-	-	-
HE	70.65	41.22	15.08	44.96
CLAHE	64.83	11.05	19.46	67.22
MMCE	65.90	1.03	24.25	82.81
Proposed algorithm	63.20	0.95	29.83	100.37

Results in Table 1 show that the HE algorithm improves the contrast of the medical image, but distorts it, loses the average brightness and the relationship between distortion and clarity is the lowest. CLAHE improves contrast, distorts to a lesser degree than HE, but loses the average brightness and in terms of the relationship between distortion and clarity it also has a low performance. MMCE

improves the contrast, introduces distortions in the image in less proportion to HE and CLAHE, preserves the average brightness, and the relationship between distortion and clarity remains good. The proposed method enhances contrast in medical imaging, preserves the average brightness of medical imaging, distorts it less, and the relationship between distortion and clarity is higher than the other algorithms.

Figs. 1, 2, 3 and 4 it can be seen that all the algorithms improve medical images. In addition, we see that the HE method over-exposes the light details which causes high brightness noise to be introduced. The CLAHE and MMCE algorithms show a good brightness enhancement, but also a lot of noise is introduced. The proposal enhances the bright areas and further darkens the dark areas while preserving the details, being quite similar to the original image.

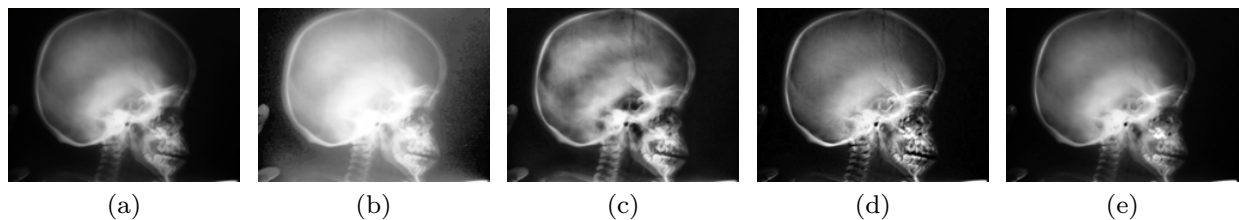


Fig. 1. (a) Original image 20.png with SD = 62.81; (b) Image enhanced with HE algorithm with SD=74.67, AMBE=68.12 and PSNR=10.76 ; (c) Image enhanced with CLAHE algorithm with SD=64.65, AMBE=15.01 and PSNR=19.76; (d) Image enhanced with MMCE algorithm with SD=65.48, AMBE=1.14 and PSNR=27.17; and (e) Image enhanced with the proposed algorithm with SD=63.49, AMBE=0.33 and PSNR=34.49.



Fig. 2. (a) Original image 21.png with SD = 56.15; (b) Enhanced image with HE algorithm with SD=68.93, AMBE=87.28 and PSNR=8.68 ; (c) Enhanced image with CLAHE algorithm with SD=66.84, AMBE=20.30 and PSNR=18.88; (d) Image enhanced with MMCE algorithm with SD=68.53, AMBE=3.32 and PSNR=19.75; and (e) Image enhanced with the proposed algorithm with SD=61.08, AMBE=0.89 and PSNR=27.43.

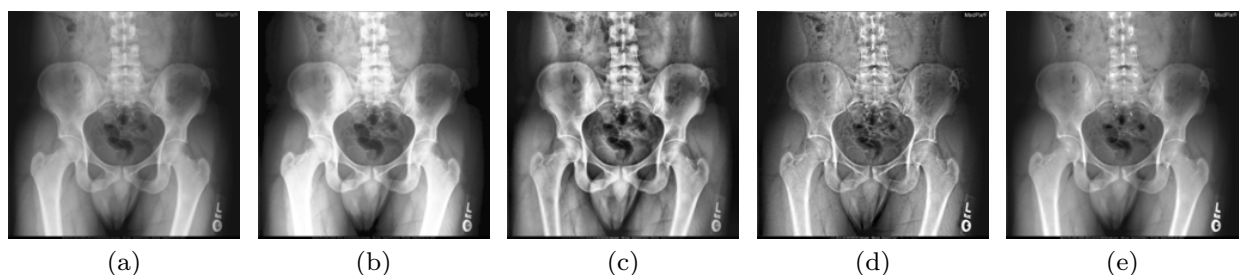


Fig. 3. (a) Original image 51.png with SD = 57.53; (b) Image enhanced with HE algorithm with SD=75.02, AMBE=21.89 and PSNR=18.98 ; (c) Image enhanced with CLAHE algorithm with SD=60.67, AMBE=8.10 and PSNR=19.28; (d) Image enhanced with MMCE algorithm with SD=61.49, AMBE=0.57 and PSNR=25.78; and (e) Image enhanced with the proposed algorithm with SD=59.25, AMBE=0.55 and PSNR=31.31.

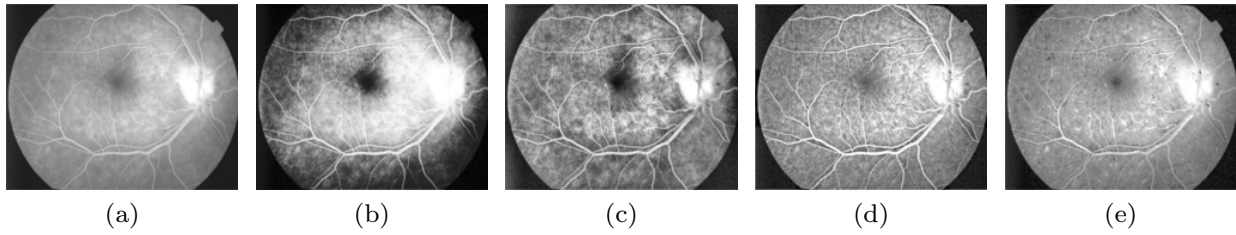


Fig. 4. (a) Original image 98.png with $SD = 49.79$; (b) Image enhanced with HE algorithm with $SD=74.84$, $AMBE=15.29$ and $PSNR=16.53$; (c) Image enhanced with CLAHE algorithm with $SD=50.07$, $AMBE=13.33$ and $PSNR=18.64$; (d) Image enhanced with MMCE algorithm with $SD=56.76$, $AMBE=0.78$ and $PSNR=21.99$; and (e) Image enhanced with the proposed algorithm with $SD=51.58$, $AMBE=0.35$ and $PSNR=33.93$.

Fig. 5 shows this: (a) the zoom of the original medical image, (b) the zoom of the enhanced medical image with the MMCE algorithm and (c) the zoom of the enhanced medical image with the proposed algorithm. The image enhanced with the proposed method improves the contrast of the original image and introduces less distortion with respect to the MMCE algorithm.

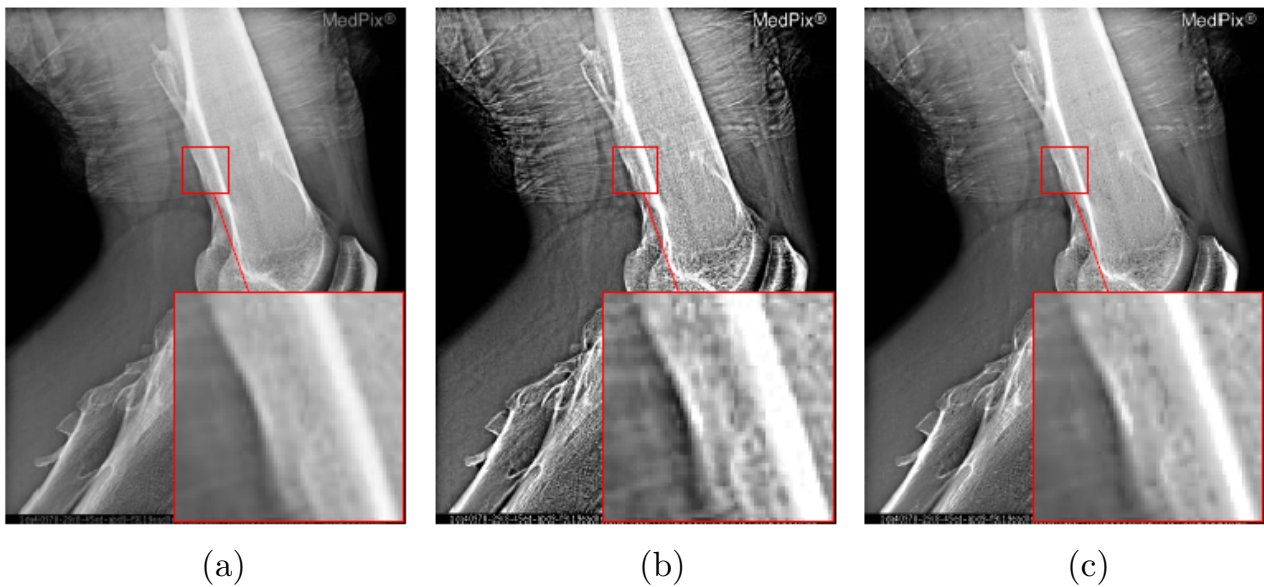


Fig. 5. (a) Zoom of the original image 62.png, (b) Zoom of the image enhanced with the MMCE algorithm and (c) Zoom of the image enhanced with the proposed algorithm.

4 Conclusions

In this work we presented an algorithm to improve medical images using the multiscale top-hat transform by geodesic reconstruction. Morphological reconstruction allows us to preserve the details of the image. The performance of the proposed method was assessed with metrics measuring contrast enhancement, conservation of average brightness, signal-to-noise ratio of the image and the relationship between image distortion and clarity. The numerical results show that the proposed method performs well in PSNR, PL and AMBE metrics. It also improves the contrast of the original image according to SD. This indicates that the improved images have low distortion, preserve their natural brightness and have enhanced contrast.

Acknowledgment

The research was funded by CONACYT-Paraguay support through project POSG17-53.

References

- [1] Alharbi, S. S., Sazak, Ç., Nelson, C. J., and Obara, B., *Curvilinear Structure Enhancement by Multiscale Top-Hat Tensor in 2D/3D Images*. IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), 2018.
- [2] Aquino-Morínigo, P. B., Lugo-Solís, F. R., Pinto-Roa, D. P., Ayala, H. L., and Noguera, J. L. V., *Bi-histogram equalization using two plateau limits*. Signal, Image and Video Processing, **11**(5): 857-864, 2017.
- [3] Bai, X., *Top-hat by reconstruction operators based multi-scale multi-structuring element method for multiple linear feature detection with simple post-processing*. Optik-International Journal for Light and Electron Optics, **124**(20): 4246-4251, 2013.
- [4] Bai, X., Zhou, F., and Xue, B., *Image enhancement using multi scale image features extracted by top-hat transform*. Optics & Laser Technology, **44**(2): 328-336, 2012.
- [5] Caballero, R. D. M., Pineda, I. A. B., Román, J. C. M., Noguera, J. L. V., and Silva, J. J. C., *Quadri-Histogram Equalization for infrared images using cut-off limits based on the size of each histogram*. Infrared Physics & Technology, **99**: 257-264, 2019.
- [6] Facon, J., *Morfologia Matemática: teoria e exemplos*. Editora Universitária Champagnat da Pontifícia Universidade Católica do Paraná, 1996.
- [7] Firoz, R., Ali, M. S., Khan, M. N. U., Hossain, M. K., Islam, M. K., and Shahinuzzaman, M., *Medical image enhancement using morphological transformation*. Journal of Data Analysis and Information Processing, **4**(01): 1, 2016.
- [8] Gonzalez, R. C., and Woods, R. E., *Digital image processing*. Prentice Hall, 2002.
- [9] Hassanpour, H., Samadiani, N., and Salehi, S. M., *Using morphological transforms to enhance the contrast of medical images*. The Egyptian Journal of Radiology and Nuclear Medicine, **46**(2): 481-489, 2015.
- [10] Kamra, A., and Jain, V. K., *Enhancement of subtle signs in mammograms using multiscale morphological approach*. IEEE Point-of-Care Healthcare Technologies (PHT), 2013.
- [11] Liao, M., Zhao, Y. Q., Wang, X. H., and Dai, P. S., *Retinal vessel enhancement based on multi-scale top-hat transformation and histogram fitting stretching*. Optics & Laser Technology, **58**: 56-62, 2014.
- [12] Maragos, P., *Differential morphology and image processing*. IEEE Transactions on Image Processing, **5**(6): 922-937, 1996.
- [13] Mendez, R., Cardozo, R., Noguera, J. L. V., Legal-Ayala, H., Román, J. C. M., Grillo, S., and García-Torres, M., *Color Image Enhancement Using a Multiscale Morphological Approach*. Computer Science – CACIC 2018, 109–123, 2019.
- [14] Menotti, D., Najman, L., Facon, J., and Araújo, A. D. A., *Multi-histogram equalization methods for contrast enhancement and brightness preserving*. IEEE Transactions on Consumer Electronics, **53**(3): 1186-1194, 2007.
- [15] Moore, C. J., *Medical image processing: the characterization of display changes using histogram entropy*. Image and Vision Computing, **4**(4): 197-202, 1986.
- [16] Moré, L. G., Brizuela, M. A., Ayala, H. L., Pinto-Roa, D. P., and Noguera, J. L. V., *Parameter tuning of CLAHE based on multi-objective optimization to achieve different contrast levels in medical images*. IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2015.
- [17] Mukhopadhyay, S., and Chanda, B., *A multiscale morphological approach to local contrast enhancement*. Signal Processing, **80**(4): 685-696, 2000.
- [18] Open-i. *Open Access Biomedical Image Search Engine*. URL: <https://openi.nlm.nih.gov/>. Accessed 2019-02-01.

- [19] Ortiz, F., and Torres, F., *Vectorial morphological reconstruction for brightness elimination in colour images*. Real-Time Imaging, **10**(6): 379-387, 2004.
- [20] Pineda, I. A. B., Caballero, R. D. M., Silva, J. J. C., Román, J. C. M., and Noguera, J. L. V., *Quadri-histogram equalization using cutoff limits based on the size of each histogram with preservation of average brightness*. Signal, Image and Video Processing, 1-9, 2019.
- [21] Peng, B., Wang, Y., and Yang, X., *A multiscale morphological approach to local contrast enhancement for ultrasound images*. IEEE International Conference on Computational and Information Sciences, 2010.
- [22] Román, J. C. M., Ayala, H. L., and Noguera, J. L. V., *Top-hat transform for enhancement of aerial thermal images*. IEEE 30th Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI), 2017.
- [23] Román, J. C. M., Ayala, H. L., and Noguera, J. L. V., *Image color contrast enhancement using multiscale morphology*. Journal of Computational Interdisciplinary Sciences, **8**(3), 2017.
- [24] Román, J. C. M., Noguera, J. L. V., Legal-Ayala, H., Pinto-Roa, D. P., Gomez-Guerrero, S., and García Torres, M., *Entropy and contrast enhancement of infrared thermal images using the multiscale top-hat transform*. Entropy, **21**(3): 244, 2019.
- [25] Román, J. C. M., Noguera, J. L. V., Legal-Ayala, H., Moré, L., and Pinto-Roa, D. P., *Image enhancement with preservation of brightness and details using multiscale top-hat transform*. IEEE XXII Symposium on Image, Signal Processing and Artificial Vision (STSIVA), 2019.
- [26] Schneider, C. A., Rasband, W. S., and Eliceiri, K. W., *NIH Image to ImageJ: 25 years of image analysis*. Nature Methods, **9**(7): 671–675, 2012.
- [27] Soille, P., *Morphological image analysis: principles and applications*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [28] Wang, G., Wang, J., Li, M., Zheng, Y., and Wang, K., *Hand vein image enhancement based on multi-scale top-hat transform*. Cybernetics and Information Technologies, **16**(2), 125-134, 2016.
- [29] Yang, Y., Su, Z., and Sun, L., *Medical image enhancement algorithm based on wavelet transform*. Electronics letters, **46**(2): 120-121, 2010.
- [30] Zuiderveld, K., *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization*, Graphics Gems. 474–485, 1994.

Communication

Panoramic Dental Radiography Image Enhancement Using Multiscale Mathematical Morphology

Julio César Mello Román ¹, Vicente R. Fretes ^{2,3}, Carlos G. Adorno ², Ricardo Gariba Silva ³,
José Luis Vázquez Noguera ^{1,*}, Horacio Legal-Ayala ¹, Jorge Daniel Mello-Román ⁴,
Ricardo Daniel Escobar Torres ⁴ and Jacques Facon ⁵

- ¹ Facultad Politécnica, Universidad Nacional de Asunción, San Lorenzo 111421, Paraguay; juliomello@pol.una.py (J.C.M.R.); hlegal@pol.una.py (H.L.-A.)
- ² Facultad de Odontología, Universidad Nacional de Asunción, Asunción 001218, Paraguay; vicentefretes@odo.una.py (V.R.F.); cgadorno@odo.una.py (C.G.A.)
- ³ Departamento de Odontologia Restauradora, Faculdade de Odontologia de Ribeirão Preto, Universidade de São Paulo, Ribeirão Preto 14040-904, SP, Brazil; gariba@usp.br
- ⁴ Facultad de Ciencias Exactas y Tecnológicas, Universidad Nacional de Concepción, Concepción 010123, Paraguay; jdmello@facet-unc.edu.py (J.D.M.-R.); dannytorres@facet-unc.edu.py (R.D.E.T.)
- ⁵ Department of Computer and Electronics, Universidade Federal do Espírito Santo, São Mateus 29932-540, ES, Brazil; jacques.facon@ufes.br
- * Correspondence: jlvazquez@pol.una.py



Citation: Mello Román, J.C.; Fretes, V.R.; Adorno, C.G.; Gariba Silva, R.; Vázquez Noguera, J.L.; Legal-Ayala, H.; Mello-Román, J.D.; Escobar Torres, R.D.; Facon, J. Panoramic Dental Radiography Image Enhancement Using Multiscale Mathematical Morphology. *Sensors* **2021**, *21*, 3110. <https://doi.org/10.3390/s21093110>

Academic Editor: Alireza Sadr

Received: 18 February 2021

Accepted: 27 April 2021

Published: 29 April 2021

Publisher's Note: MDPI stays neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.



Copyright: © 2021 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Abstract: Panoramic dental radiography is one of the most used images of the different dental specialties. This radiography provides information about the anatomical structures of the teeth. The correct evaluation of these radiographs is associated with a good quality of the image obtained. In this study, 598 patients were consecutively selected to undergo dental panoramic radiography at the Department of Radiology of the Faculty of Dentistry, Universidad Nacional de Asunción. Contrast enhancement techniques are used to enhance the visual quality of panoramic dental radiographs. Specifically, this article presents a new algorithm for contrast, detail and edge enhancement of panoramic dental radiographs. The proposed algorithm is called *Multi-Scale Top-Hat transform powered by Geodesic Reconstruction for panoramic dental radiography enhancement* (MSTHGR). This algorithm is based on multi-scale mathematical morphology techniques. The proposal extracts multiple features of brightness and darkness, through the reconstruction of the marker (obtained by the Top-Hat transformation by reconstruction) starting from the mask (obtained by the classic Top-Hat transformation). The maximum characteristics of brightness and darkness are added to the dental panoramic radiography. In this way, the contrast, details and edges of the panoramic radiographs of teeth are improved. For the tests, MSTHGR was compared with the following algorithms: Geodesic Reconstruction Multiscale Morphology Contrast Enhancement (GRMMCE), Histogram Equalization (HE), Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization (BBHE), Dual Sub-Image Histogram Equalization (DSIHE), Minimum Mean Brightness Error Bi-Histogram Equalization (MMBEBHE), Quadri-Histogram Equalization with Limited Contrast (QHELC), Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) and Gamma Correction (GC). Experimentally, the numerical results show that the MSTHGR obtained the best results with respect to the Contrast Improvement Ratio (CIR), Entropy (E) and Spatial Frequency (SF) metrics. This indicates that the algorithm performs better local enhancements on panoramic radiographs, improving their details and edges.

Keywords: panoramic dental radiography; contrast enhancement; multi-scale mathematical morphology; top-hat transformation

1. Introduction

Panoramic dental radiography is one of the most widely used medical imaging techniques, both by the general practitioner and in the various dental specialties [1–3]. A good quality of the image obtained is essential to its correct interpretation. This can be affected by various factors such as the device used, the acquisition technique and the subsequent processing of the acquired images [4,5]. One of the limitations of this type of images is that it is a two-dimensional representation of a three-dimensional object, so the different anatomical structures are superposed in the images obtained.

Contrast enhancement techniques not only help the dentist make a better assessment of the radiographs, but they are also used as a preprocessing of other more advanced automatic identification schemes based on deep learning [6]. Many contrasts, brightness, detail and edge enhancement algorithms have been proposed. Histogram-based algorithms are very popular for improving image contrast, brightness and detail. Among the most popular are Histogram Equalization (HE) and Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) [7]. There are many variants of the histogram-based algorithms, and they have been used to make improvements in different types of images [5,8–15]. Ahmad et al. [16] compared contrast enhancement techniques based on histograms. These techniques help to improve the visual quality of the images. This allows specialists to better identify pathologies within the images. In addition, Rahmi-Fajrin et al. [12] studied how contrast enhancement results affect the dentist's evaluation. A relatively new contrast enhancement technique is based on mathematical morphology. This uses top-hat operations to extract bright and dark features from the image. These features are finally added to the original image. In this way, the contrast of the images is enhanced [17,18]. In [19], a method for improving chest radiographs that use Top-Hat transformations to iteratively extract useful image features is presented. The selection of the optimal scale is made taking into account the measurement of the contrast enhancement ratio. Other algorithms based on multi-scale mathematical morphology have been proposed more recently to improve the performance of Top-Hat transformations [20–22]. These schemes proved to be effective at improving contrast, detail and edges of images, and they have been applied to different types of images satisfactorily [20–27]. In [27], an algorithm using the Top-Hat transformations by reconstruction at multiple scales is presented. This makes it possible to improve the contrast of medical images without distorting them. There are also techniques with hybrid approaches, which consist of the strategic combination of two or more image enhancement techniques [4,28–30]. In [29], a hybrid contrast enhancement scheme based on CLAHE and morphological operations is presented. With this approach, it is possible to enhance contrast and reduce noise in dental X-ray images.

This article presents a novel contrast and detail enhancement algorithm for panoramic dental radiography images. The proposed enhancement approach uses multi-scale mathematical morphology. First, in each iteration, the classic top-hat transform (mask) of the image and the top-hat transform by image reconstruction (marker) are calculated. Then, the marker is reconstructed starting from the mask. Here, only the most important bright and dark anatomical structures that may be present in panoramic dental radiographs are taken into account. Next, the extracted features are fused together by calculating the maxima between all the iterations of the bright and dark scales. Finally, the most important bright and dark areas are added to the original image.

Experimental results were evaluated using metrics that quantify global contrast, local contrast and detail and edge enhancement. Then, dental specialists performed an objective evaluation of the results obtained by the algorithms in a blind way.

The most important contributions of the work are:

1. A novel algorithm for contrast, detail and edge enhancement of panoramic dental radiographs based on multi-scale mathematical morphology is proposed.
2. Objective clinical evaluation of the results, obtained by the algorithms, was performed by specialists.

The organization of the article is as follows. Section 2 presents the set of panoramic radiographs and the proposed algorithm. Section 3 presents the experiments, discussions and clinical evaluation of the results. Finally, Section 4 presents the conclusions of the work.

2. Materials and Methods

This section presents the dataset on which the tests are performed and the proposed algorithm.

2.1. Dataset

In total, 598 patients (361 female and 237 male) were selected from consecutive patients undergoing dental panoramic radiography at the Department of Radiology of the Faculty of Dentistry, Universidad Nacional de Asunción. Of these images, 107 images have the following characteristics: complete dentition, without restorations and without radiographically detectable pathologies. Images of this type were then used to make a clinical validation of the results obtained by the different algorithms to be compared in Section 3.4. The mean age was 36.7 years. Written informed consent was obtained from each patient following the school's protocol. The digital radiograph images were stored in jpeg format with a resolution set to 2041×1024 pixels. The radiographs were taken between March 2015 and February 2020 using a panoramic radiograph (I-Max touch, Owandy Radiology, France) with a tube voltage of 80 kV, tube current of 9 mA and an acquisition time of 14.4 s. The dataset is available online <https://doi.org/10.5281/zenodo.4457648>, accessed on 26 January 2021.

The dataset contains mixed and permanent dentition images, with all teeth and missing teeth, no restorations and with different types of restorations. Example panoramic radiographs contained in the database are shown in Figure 1.

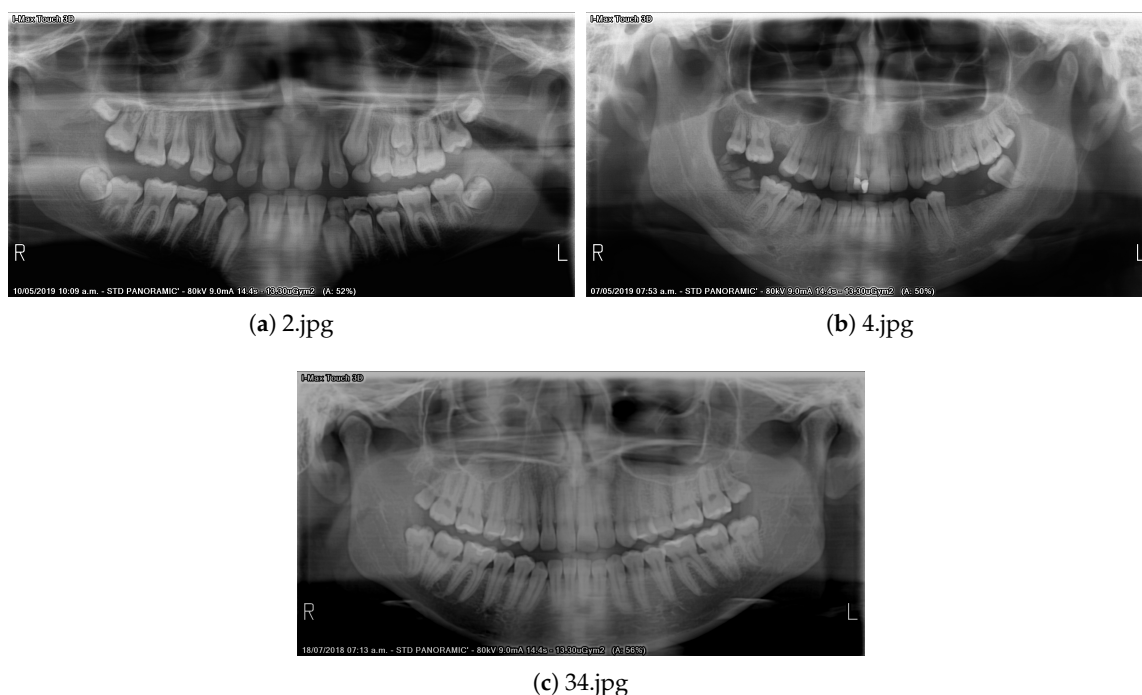


Figure 1. Example panoramic radiographs: (a) mixed dentition; (b) partially edentulous permanent dentition; and (c) complete permanent dentition.

2.2. Proposed Algorithm

The proposed algorithm, described in this section, is called Multi-Scale Top-Hat transform powered by Geodesic Reconstruction for panoramic dental radiography enhancement (MSTHGR). The proposed algorithm (MSTHGR) is a variation of the method described

by Roman et al. [27]. The main variation is in Equations (14) and (15). These equations seek to highlight the differences between the light and dark areas of the image (contrast) without altering too much the naturalness of the image. The results show images with greater detail and sharper edges.

Let I be the original image and H a flat structuring element. The dilation $\delta_H(I)$ and erosion $\varepsilon_H(I)$ are defined as follows [31]:

$$\delta_H(I)(u, v) = \max_{(x, y) \in H} (I(u - x, v - y)), \quad (1)$$

$$\varepsilon_H(I)(u, v) = \min_{(x, y) \in H} (I(u + x, v + y)), \quad (2)$$

where (u, v) and (x, y) are the pixel coordinates of I and H , respectively. The opening and closing operations can be defined from the dilation and erosion operations.

Morphological opening [17] is obtained by dilating the image that is first eroded using the same structuring element. Morphological opening of I for a H structuring element is denoted by $\gamma(I, H)$ and defined as:

$$\gamma(I, H) = \delta_{\check{H}}(\varepsilon_H(I)), \quad (3)$$

where $\check{H}$ is the reflection of H .

Morphological closing [17] is obtained by eroding the image that is first dilated using the same structuring element. Morphological closing of I for a H structuring element is denoted by $\phi(I, H)$ and defined as:

$$\phi(I, H) = \varepsilon_{\check{H}}(\delta_H(I)). \quad (4)$$

If a structuring element is symmetrical, then it is equal to its reflection, i.e., $H = \check{H}$.

Top-hat transform by opening (WTH) [17] is obtained by subtracting from image I its morphological opening $\gamma(I, H)$, and it is defined as follows:

$$WTH(I, H) = I - \gamma(I, H). \quad (5)$$

Top-hat transform by closing (BTH) [17] is obtained by subtracting from the morphological closing $\phi(I, H)$ the image I , and it is defined as follows:

$$BTH(I, H) = \phi(I, H) - I. \quad (6)$$

In geodesic transformations, two input images are used. The first image is modified by a morphological transformation and restricted above or below the second image. The morphological transformations allowed are erosion and dilation [32].

Let g be the marker image and I be the mask image and both have the same domain ($D_g = D_I$ and $g \leq I$). The geodesic dilation of size 1 or $\delta_I^{(1)}(g)$ is defined as the minimum point to point between I and the dilation of g , i.e., $\delta_I^{(1)}(g) = \min(\delta_H(g), I)$. If we perform m times the geodesic dilation of g with respect to I , we have to $\delta_I^{(m)}(g) = \delta_I^{(1)}(g)[\delta_I^{(m-1)}(g)]$. Geodesic dilation of g from I iterated to stability is called dilation by reconstruction [32] and is defined as:

$$R_I^\delta(g) = \delta_I^{(s)}(g), \quad (7)$$

where s is such that $\delta_I^{(s)}(g) = \delta_I^{(s+1)}(g)$.

Let g be the marker image and I be the mask image and both have the same domain ($D_g = D_I$ and $g \geq I$).

The geodesic erosion of size 1 or $\varepsilon_I^{(1)}(g)$ is defined as the maximum point to point between I and the erosion of g , i.e., $\varepsilon_I^{(1)}(g) = \max(\varepsilon_H(g), I)$. If we perform m times the geodesic erosion of g with respect to I we have to $\varepsilon_I^{(m)}(g) = \varepsilon_I^{(1)}(g)[\varepsilon_I^{(m-1)}(g)]$.

Geodesic erosion of g from I iterated to stability is called erosion by reconstruction [32] and is defined as:

$$R_I^\varepsilon(g) = \varepsilon_I^{(s)}(g), \quad (8)$$

where s is such that $\varepsilon_I^{(s)}(g) = \varepsilon_I^{(s+1)}(g)$.

Opening by reconstruction [32] of an I image is defined as the reconstruction of I from the m size erosion of I :

$$\gamma_R^{(m)}(I) = R_I^\delta(\varepsilon_{H_m}(I)), \quad (9)$$

where I is the mask image, $\varepsilon_{H_m}(I)$ is the marker image and m is a scale factor of the structuring element. If H_m is convex, then it is obtained as follows:

$$H_m = \underbrace{H_1 \oplus H_1 \oplus \dots \oplus H_1}_{\text{dilation } m-1 \text{ times}}, \quad (10)$$

where $\oplus$ is the operator of binary dilation. Binary dilation is the sum (vector) of all possible pairs of coordinate points of the H_1 set. That is, let p and q be the spatial coordinates of H_1 , then $H_1 \oplus H_1 = \{(p+q) \mid \text{for all } p, q \in H_1\}$.

Closing by reconstruction [32] of an I image is defined as the reconstruction of I from the m size dilation of I :

$$\phi_R^{(m)}(I) = R_I^\varepsilon(\delta_{H_m}(I)), \quad (11)$$

where I is the mask image and $\delta_{H_m}(I)$ is the marker image.

Structures removed by the opening by reconstruction can be recovered by the white top-hat transform by Reconstruction (RWTH) [32]:

$$RWTH(I) = I - \gamma_R(I). \quad (12)$$

Similarly, structures removed by the closing by reconstruction can be recovered by the dark top-hat Transformation by Reconstruction (RBTH) [32]:

$$RBTH(I) = \phi_R(I) - I. \quad (13)$$

The multiple features of the bright areas are obtained, which are extracted by RTH [33] as follows:

$$RTH_i = R_{WT_i}^\delta(RW_i), \quad (14)$$

where $WT_i = WTH_i(I, H_i)$ is the mask image obtained by Equation (5), $H_i = \underbrace{H_1 \oplus H_1 \oplus \dots \oplus H_1}_{\text{dilation } i-1 \text{ times}}$

($\oplus$ is the operator of binary dilation) and $1 \leq i \leq n$, $RW_i = RWTH_i(I) = I - \gamma_R^{(i)}(I)$ is the marker image obtained by Equation (12), RTH_i are the i -scales of brightness that are extracted from the image and $i = \{1, 2, 3, \dots, n\}$.

Similarly, the multiple features of the dark areas of the image are extracted using RBH [33] as follows:

$$RBH_i = R_{BT_i}^\delta(RB_i), \quad (15)$$

where $BT_i = BTH_i(I, H_i)$ is the mask image obtained by Equation (6), $RB_i = RBTH_i(I) = \phi_R^{(i)}(I) - I$ is the marker image obtained by Equation (13) and RBH_i are the i scales of darkness extracted from the image.

The subtractions between the multiple scales of the bright regions of the image are obtained as follows [27]:

$$SW_{i-1} = RTH_i - RTH_{i-1}. \quad (16)$$

Similarly, the subtractions between the multiple scales of the dark regions of the image are obtained as follows [27]:

$$SB_{i-1} = RBH_i - RBH_{i-1}. \quad (17)$$

The maximum is obtained from all the multiple scales obtained in the different stages. The maximum bright and dark scales, extracted from the image, are calculated as follows:

$$SRTH = \max_{1 \leq i \leq n} \{RTH_i\}, \quad (18)$$

$$SRBH = \max_{1 \leq i \leq n} \{RBH_i\}. \quad (19)$$

Figure 2 shows the bright and dark areas (maximum) extracted at the multiple scales. The pixels in Figure 2a,b were multiplied by a constant equal to 10, and then their complement was calculated. This is to better highlight the contour of the teeth. These operations were made for better visualization by the reader and they are not real operations applied to the algorithm.

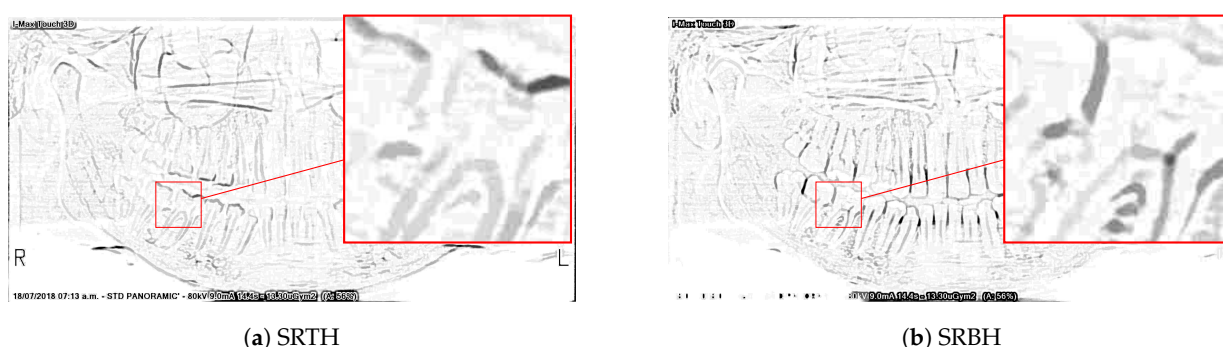


Figure 2. Bright and dark areas (maximum).

All maximum bright and dark scales, extracted from the image by subtraction, are obtained as follows:

$$SSW = \max_{2 \leq i \leq n} \{SW_{i-1}\}, \quad (20)$$

$$SSB = \max_{2 \leq i \leq n} \{SB_{i-1}\}. \quad (21)$$

Figure 3 shows the maximum of the differences in the bright and dark areas. The pixels in Figure 3a,b were multiplied by a constant equal to 10, and then their complement was calculated. This is to better highlight the contour of the teeth. These operations were made for better visualization by the reader and they are not real operations applied to the algorithm.

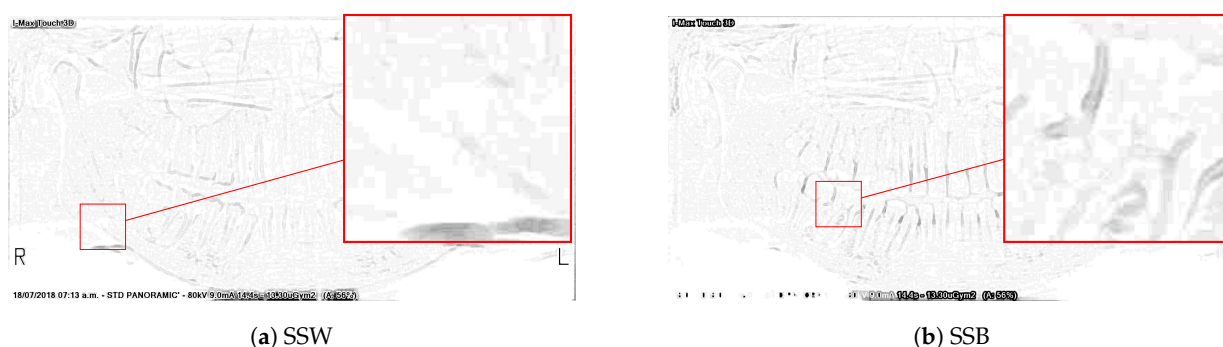


Figure 3. Differences in the bright and dark areas (maximum).

Finally, image enhancement is carried out as follows:

$$I_E = I + (SRTH + SSW) - (SRBH + SSB), \quad (22)$$

where I_E is the panoramic dental radiography with contrast enhancement.

Figure 4 shows the final process of enhancing panoramic radiographs. The pixels in Figure 4a,b were multiplied by a constant equal to 10, and then their complement was calculated. This is to better highlight the contour of the teeth. These operations were made for better visualization by the reader and they are not real operations applied to the algorithm.

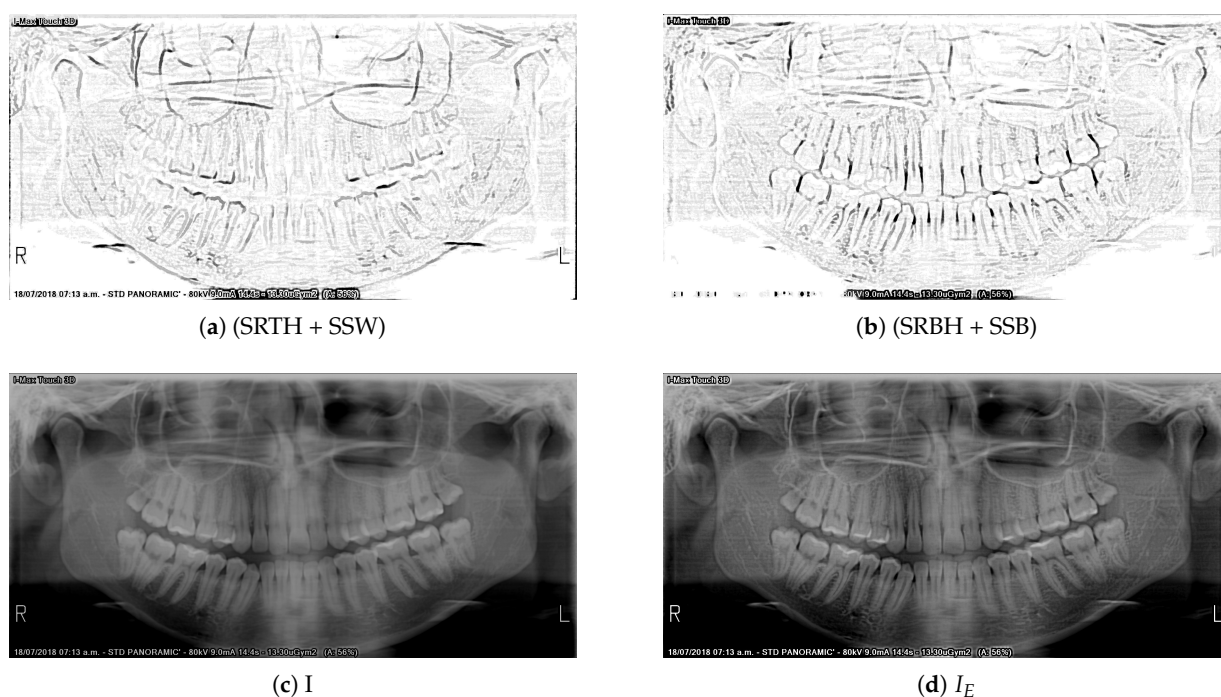
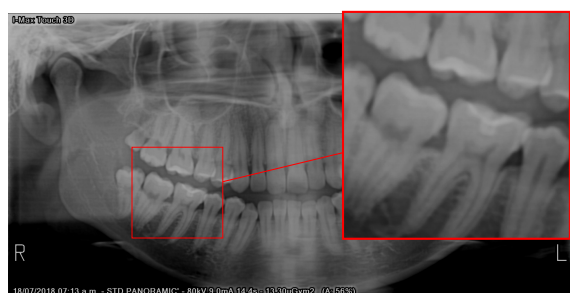


Figure 4. Enhancement of panoramic radiograph 34.jpg.

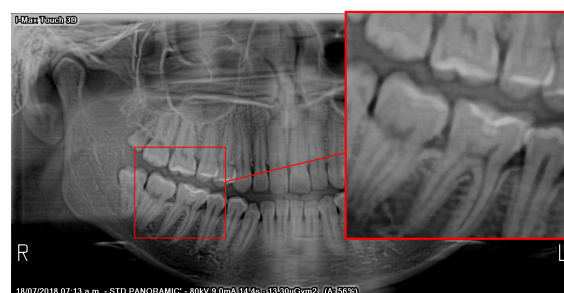
2.3. Edge Detection or Segmentation Application

Image enhancement algorithms are commonly used to adjust images, either for visual interpretation or as preprocessing for other algorithms such as edge detection or segmentation. The image features extracted by segmentation or edge detection algorithms are then used by classifiers to determine to which group the observed object belongs. An application that consists of first applying an edge detection (for example Sobel's algorithm) to the panoramic radiograph and then a thresholding algorithm to decompose it into its most representative parts can be seen in Figure 5. The Sobel algorithm performed better edge detection in the enhanced image and its thresholding (algorithm based on maximum entropy [34]) shows more representative parts of the image, as can be seen in Figure 5d,f.

Another potential utility of enhanced panoramic radiographs could be their use in a learning environment, for example teaching and practicing interpretation of normal anatomical structures in panoramic radiographs.



(a) Original image (34.jpg)



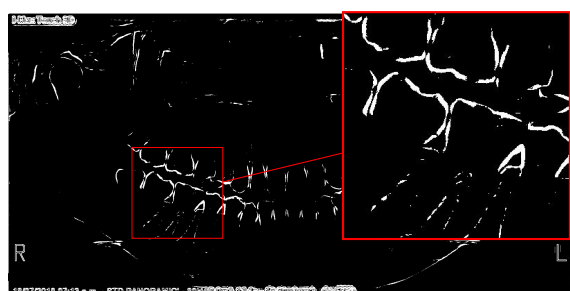
(b) Enhanced image with MSTHGR



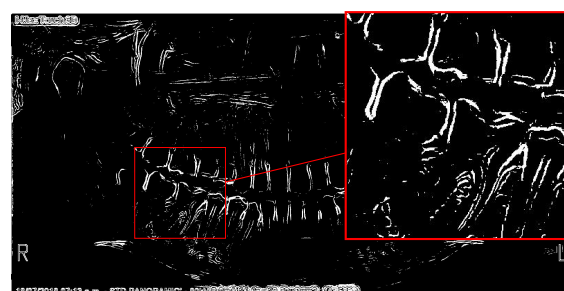
(c) Original image with edges detected



(d) Enhanced image with edges detected



(e) Image 5c binarized.



(f) Image 5d binarized.

Figure 5. Application of an edge detection algorithm on an image preprocessed with MSTHGR.

3. Results and Discussion

This section presents the experimental results carried out to validate the proposed algorithm. To successfully validate the proposed algorithm, two objectives were set:

- To quantify the performance of the proposed algorithm in terms of improving panoramic dental radiography. For this purpose, comparisons were made against other state-of-the-art algorithms and evaluation metrics were used to quantify the numerical results obtained by the algorithms.
- Analyze clinically in an objective way how contrast enhancement algorithms affect panoramic radiographs. For this purpose, dentists performed a visual evaluation and objectively assess a sample of the results obtained.

3.1. Assessment Metrics

The results were evaluated with the following metrics:

- Relative Enhancement in Contrast (*REC*) [35,36] quantifies the contrast of the enhanced panoramic radiography. The greater the *REC* is, the better contrast the dental image will have. *REC* is defined as,

$$REC = \frac{C(I_E)}{C(I)}, \quad (23)$$

where I is panoramic dental radiography, I_E is dental imaging with contrast enhancement and C is image contrast. C is defined as,

$$C(I) = 20 \times \log \left[\frac{1}{MN} \sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^N \left((I(u,v))^2 - \left(\frac{1}{MN} \sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^N I(u,v) \right)^2 \right) \right], \quad (24)$$

where $M \times N$ are the dimensions of the dental image and (u, v) are the spatial coordinates.

- Contrast Improvement Ratio (CIR) [37] quantifies the local contrast of the enhanced medical image. The greater the CIR is, the better local contrast the medical image will have. CIR is defined as,

$$CIR(I, I_E) = \frac{\sum_{(u,v) \in D} |\omega(u,v) - \tilde{\omega}(u,v)|^2}{\sum_{(u,v) \in D} \omega(u,v)^2}, \quad (25)$$

where ω is local contrast of original dental imaging, $\tilde{\omega}$ is local contrast of enhanced dental imaging and D is the domain of values. ω is defined as,

$$\omega(u,v) = \frac{|\rho - \iota|}{|\rho + \iota|}, \quad (26)$$

where ρ is center pixel and ι is the average of the neighboring values in a window of 3×3 .

- Entropy (E) [11,24,36], in digital image processing, is used to quantify the details or features of the image. The greater is the E , the better is the detail. E is defined as,

$$E(I) = - \sum_{k=0}^{L-1} P(k) \log_2(P(k)), \quad (27)$$

where k is intensity of the pixel in the image, $P(k)$ is probability of occurrence of the k -value in the image, b is number of bits of the image and L is equal to 2^b and $b = 8$ for grayscale images.

- Spatial Frequency (SF) [38], in digital image processing, is the metric that quantifies the spatial information contained in the image. If SF has a large value, the enhanced panoramic radiograph is considered to have more spatial information. SF is defined as follows:

$$SF = \sqrt{RF^2 + CF^2}, \quad (28)$$

where

$$RF = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^N [I(u,v) - I(u-1,v)]^2}, \quad (29)$$

$$CF = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^N [I(u,v) - I(u,v-1)]^2}. \quad (30)$$

- Peak signal-to-noise ratio (PSNR) [22,27], in digital image processing, is the metric adopted to quantify the distortion introduced in the image enhancement process. If PSNR has a large value, the enhanced panoramic radiograph is considered to have less distortion. PSNR is defined as follows:

$$PSNR(I, I_E) = 10 \times \log_{10} \frac{(L-1)^2}{MSE(I, I_E)}. \quad (31)$$

The Mean Squared Error (MSE) is defined as:

$$MSE(I, I_E) = \frac{1}{M \times N} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} (I(u, v) - I_{EN}(u, v))^2. \quad (32)$$

- Absolute Mean Brightness Error (AMBE) [22], in digital image processing, is the metric that quantifies the average brightness preservation of enhanced panoramic radiographs. If AMBE has a small value, the enhanced panoramic radiograph is considered to have preserved its average brightness. The AMBE is defined as follows:

$$AMBE(I, I_E) = |A(I) - A(I_E)|, \quad (33)$$

where $A(I)$ is the average brightness of the panoramic radiographs and $A(I_E)$ is the average brightness of the panoramic radiographs with contrast enhancement.

3.2. Comparator Algorithms

MSTHGR was compared with the following algorithms: Geodesic Reconstruction Multiscale Morphology Contrast Enhancement (GRMMCE) [27], Histogram Equalization (HE), Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization (BBHE) [8], Dual Sub-Image Histogram Equalization (DSIHE) [9], Minimum Mean Brightness Error Bi-Histogram Equalization (MMBEBHE) [10], Quadri-Histogram Equalization with Limited Contrast (QHELC) [13], Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) [7] and Gamma Correction (GC) [39].

The MSTHGR, GRMMCE, HE, BBHE, DSIHE, MMBEBHE and QHELC algorithms were implemented using the ImageJ library [40]; for MSTHGR and GRMMCE, based on mathematical morphology, an extra library called MorphoLibJ [41] was used.

The MSTHGR and GRMMCE algorithms have the following parameters: original image I , number of iterations $n = 7$ and a disk shape structuring element with initial radius $r = 1$, where the radius increases in each iteration in a range $r = \{1, 2, 3, \dots, n\}$. Bai [42] used a small number of iterations, because the best details that can be extracted from the image are at small scales. Therefore, in this experiment, we used the number of iterations $n = 7$.

The CLAHE and GC algorithms were implemented in MATLAB 2014b. The parameters used were the default ones.

3.3. Numerical and Visual Results

The algorithms were tested on the 598 panoramic radiographs. Table 1 shows the average numerical results obtained by the algorithms. The two best average results are highlighted in bold. The MSTHGR algorithm obtained high average results in the CIR, E and SF metrics. However, it is also competitive in the other metrics.

Table 1. Average results obtained by the algorithms.

Algorithms	REC	CIR	E	SF	PSNR	AMBE
I	-	-	7.209	17.681	-	-
MSTHGR	1.007	0.773	7.462	20.019	31.242	0.548
GRMMCE	1.003	0.245	7.369	19.051	35.700	0.103
HE	1.069	0.220	6.989	17.802	14.437	42.027
BBHE	1.074	0.197	6.943	18.314	18.147	19.601
DSIHE	1.075	0.197	6.942	18.327	17.801	20.741
MMBEBHE	1.019	0.194	6.975	17.588	27.787	3.081
QHELC	1.004	0.029	7.169	17.745	44.536	0.529
CLAHE	1.042	0.335	7.820	18.590	16.857	22.288
GC	1.010	1.151	7.458	17.705	38.690	1.508

The proposed MSHGR method is slightly better than GRMMCE (REC) in terms of contrast, but it is worse in terms of noise (PSNR) and Absolute Mean Brightness Error (AMBE). This is because the contrast enhancement is in trade-off relation to noise and average brightness. The better is the contrast values (REC), the worse are the PSNR and AMBE values. This can be seen in Figure 6. However, the improvement obtained by the MSHGR method achieves better clinical assessments by dentists (this can be seen in Section 3.4).

Figure 6 shows the results of each metric in box plots. It can be observed that MSHGR obtained less dispersed numerical values for the E and AMBE metrics. The values obtained by MSHGR in the E, PSNR and SF metrics had a similar dispersion to the set of algorithms that integrate this study. It is also possible to observe that MSHGR obtained values for the CIR metric with a similar dispersion to GC, but relatively higher than that obtained by the other algorithms.

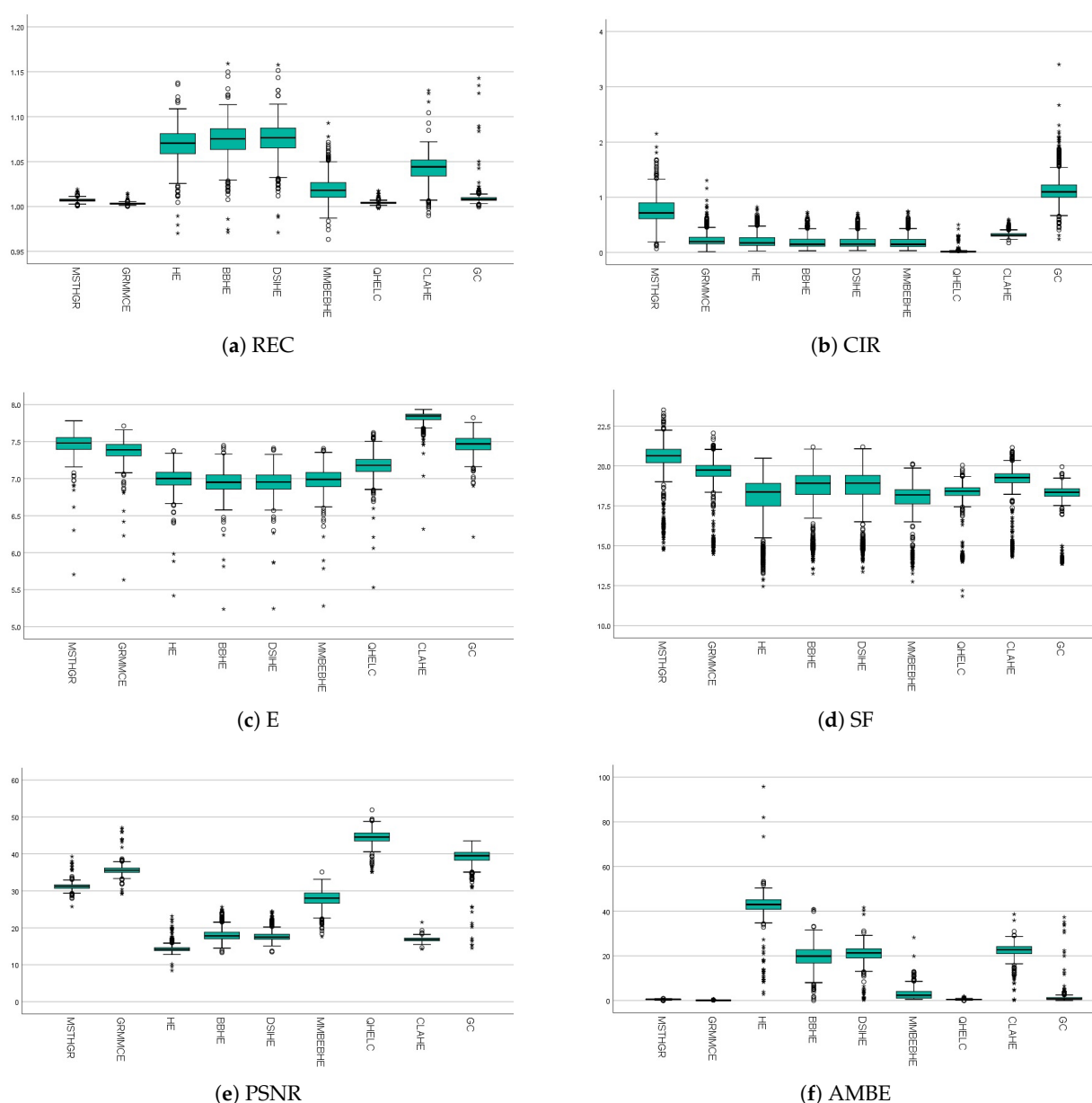


Figure 6. Box plots of the results obtained by the algorithms.

The statistical analysis was carried out by means of non-parametric tests considering the amount of data in the database. Paired observations were made through the Wilcoxon Signed Rank Test [43], taking as pairs the results of each algorithm with respect to the proposed algorithm. The results of the Wilcoxon Signed Rank Test are presented in Table 2.

Table 2. The Wilcoxon Signed Rank Test for paired observations.

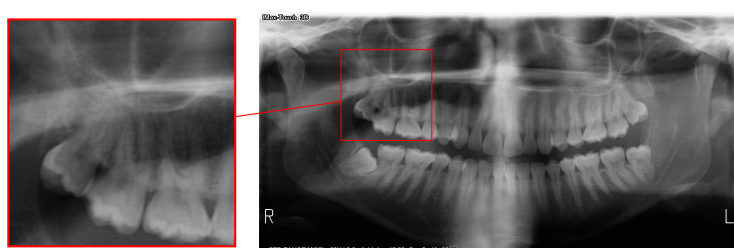
Algorithms		Metrics					
		REC	CIR	E	SF	PSNR	AMBE
MSTHGR—GRMMCE	Negative ranks	0	0	4	0	598	4
	Positive ranks	598	598	594	598	0	594
	Z	−21.187	−21.187	−21.184	−24.413	−24.413	−24.086
	Sig. asymptotic (bilateral)	≈0	≈0	≈0	≈0	≈0	≈0
MSTHGR—HE	Negative ranks	595	20	0	0	0	598
	Positive ranks	3	578	598	598	598	0
	Z	−21.171	−20.85	−21.187	−24.413	−24.413	−24.413
	Sig. asymptotic (bilateral)	≈0	≈0	≈0	≈0	≈0	≈0
MSTHGR—BBHE	Negative ranks	595	20	0	1	0	597
	Positive ranks	3	578	598	597	598	1
	Z	−21.171	−20.924	−21.187	−24.331	−24.413	−24.331
	Sig. asymptotic (bilateral)	≈0	≈0	≈0	≈0	≈0	≈0
MSTHGR—DSIHE	Negative ranks	595	20	0	1	0	598
	Positive ranks	3	578	598	597	598	0
	Z	−21.178	−20.935	−21.187	−24.331	−24.413	−24.413
	Sig. asymptotic (bilateral)	≈0	≈0	≈0	≈0	≈0	≈0
MSTHGR—MMBEBHE	Negative ranks	499	21	0	0	32	595
	Positive ranks	99	577	598	598	566	3
	Z	−17.355	−20.922	−21.187	−24.413	−21.796	−24.168
	Sig. asymptotic (bilateral)	≈0	≈0	≈0	≈0	≈0	≈0
MSTHGR—QHELC	Negative ranks	35	11	0	0	598	268
	Positive ranks	563	587	598	598	0	330
	Z	−19.734	−21.159	−21.187	−24.413	−24.413	−2.494
	Sig. asymptotic (bilateral)	≈0	≈0	≈0	≈0	≈0	0.013
MSTHGR—CLAHE	Negative ranks	589	26	598	0	0	596
	Positive ranks	9	572	0	598	598	2
	Z	−23.677	−22.287	−24.413	−24.413	−24.413	−24.250
	Sig. asymptotic (bilateral)	≈0	≈0	≈0	≈0	≈0	≈0
MSTHGR—GC	Negative ranks	416	566	167	4	580	408
	Positive ranks	182	32	431	594	18	190
	Z	−9.528	−21.796	−10.755	−24.086	−22.941	−8.874
	Sig. asymptotic (bilateral)	≈0	≈0	≈0	≈0	≈0	≈0

With respect to the evaluated database and at a statistical significance level of $\alpha = 0.01$, the following can be observed:

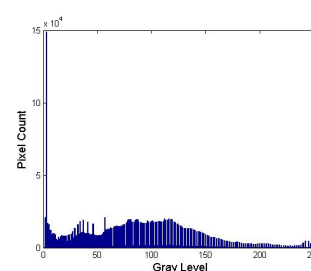
- For the REC metric, MSTHGR was numerically superior to the GRMMCE, QHELC and GC algorithms.
- For the CIR metric, MSTHGR was numerically superior to the GRMMCE, HE, BBHE, DSIHE, MMBEBHE, QHELC and CLAHE algorithms.
- For the E metric, MSTHGR was numerically superior to the GRMMCE, HE, BBHE, DSIHE, MMBEBHE, QHELC and GC algorithms.
- For the SF metric, MSTHGR was numerically superior to all compared algorithms.
- For the PSNR metric, MSTHGR was numerically superior to the HE, BBHE, DSIHE, MMBEBHE and CLAHE algorithms.
- For the AMBE metric, MSTHGR was numerically superior to the HE, BBHE, DSIHE, MMBEBHE, CLAHE and GC algorithms.

The p -value close to zero (≈ 0) in the Wilcoxon signed-rank test for most of the paired observations leads to the conclusion that there are statistically significant differences between the medians obtained by the proposed MSTHGR algorithm and the other algorithms.

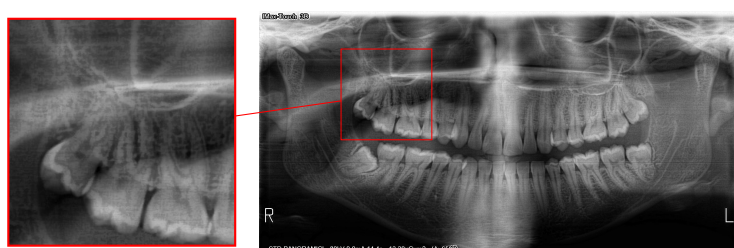
Figure 7 shows that the panoramic dental radiographs, enhanced with the MSTHGR algorithm, presented a greater definition at the edges of the teeth in general, as well as a better visualization of the different structures, such as enamel, dentin and pulp chamber, which compose them. In addition, they allowed a visualization of the restorations at the coronary level in the cases where they were present. At the root level, the light of the root canals could be observed with greater definition. At the level of the mandibular condyle, a better definition of the edges could be observed as well as a better observation of the bone trabeculae. In the regions of the maxillary sinuses and inferior dental canal, no great variations were found in comparison with the original images.



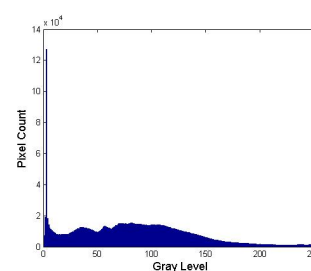
(a) Original image (67.jpg)



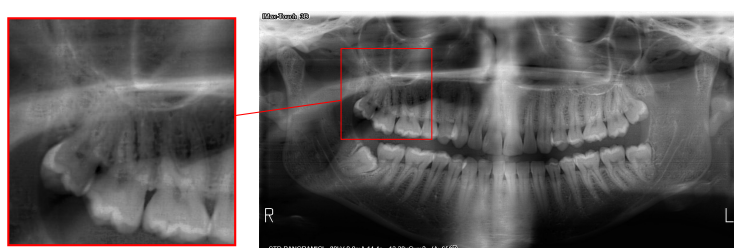
(b) Histogram of Original Image



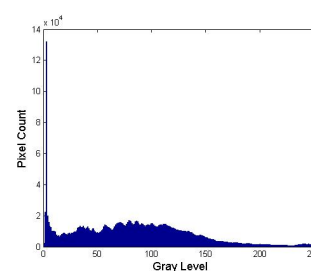
(c) Enhanced image with MSTHGR



(d) Histogram of MSTHGR-enhanced image

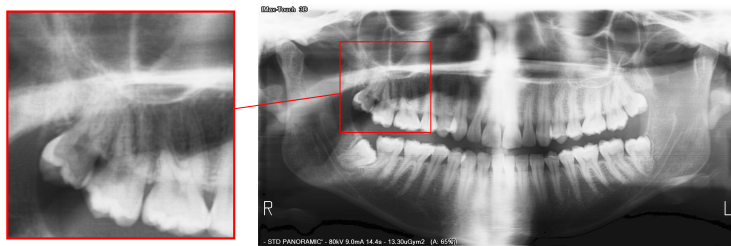


(e) Enhanced image with GRMMCE

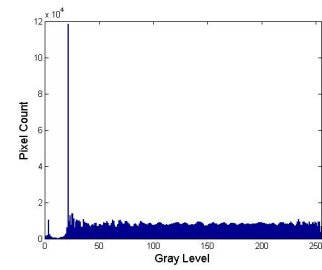


(f) Histogram of GRMMCE-enhanced image

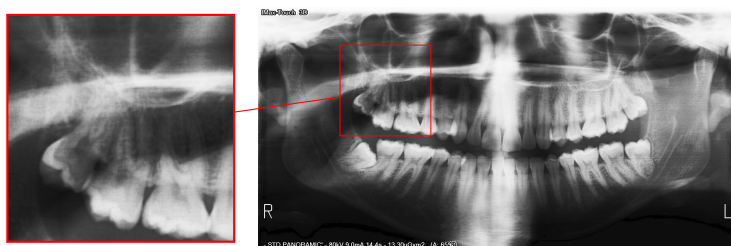
Figure 7. Cont.



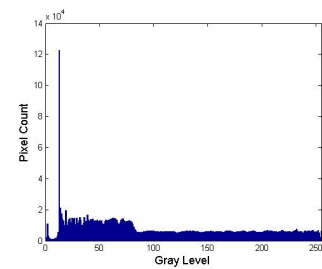
(g) Enhanced image with HE



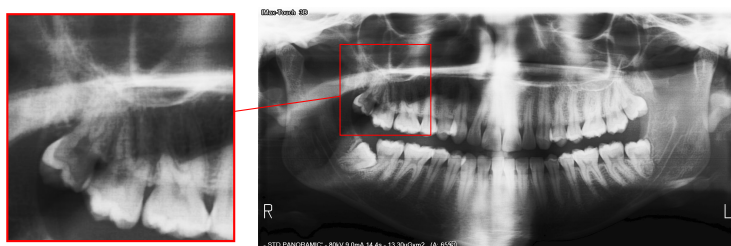
(h) Histogram of HE-enhanced image



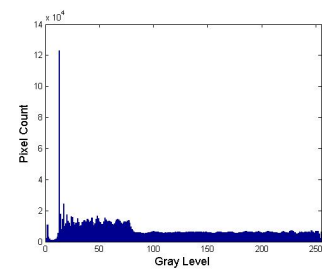
(i) Enhanced image with BBHE



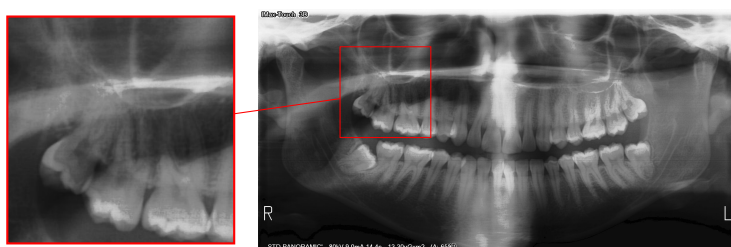
(j) Histogram of BBHE-enhanced image



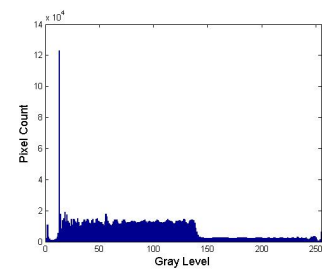
(k) Enhanced image with DSIHE



(l) Histogram of DSIHE-enhanced image

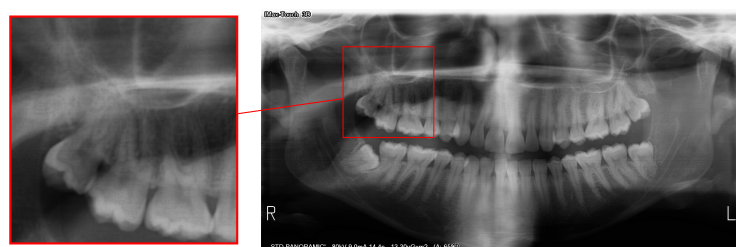


(m) Enhanced image with MMBEBHE

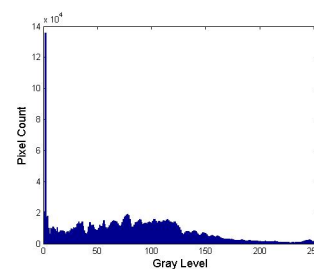


(n) Histogram of MMBEBHE-enhanced image

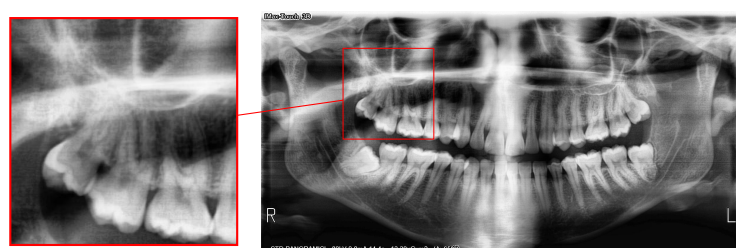
Figure 7. Cont.



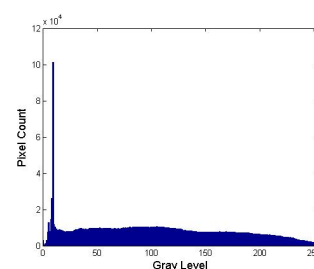
(o) Enhanced image with QHELC



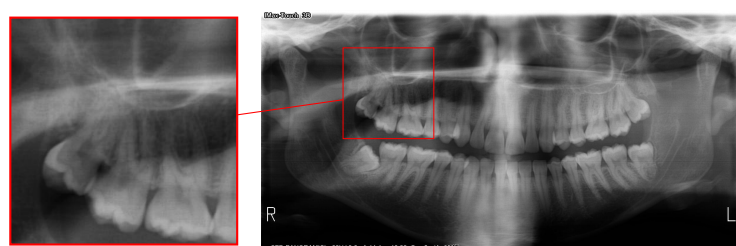
(p) Histogram of QHELC-enhanced image



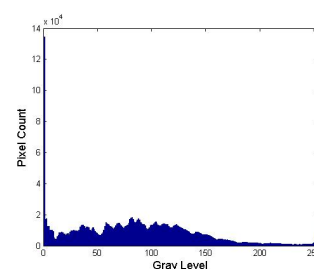
(q) Enhanced image with CLAHE



(r) Histogram of CLAHE-enhanced image



(s) Enhanced image with GC



(t) Histogram of GC-enhanced image

Figure 7. Visual results.

3.4. Clinical Validation and Prospects

The objective of the clinical validation is to quantify how the enhancement algorithms affect panoramic radiographs from the perspective of the dentists. In other words, the aim is to check whether the results obtained in the previous experiment are related to those observed by the dentists. For this purpose, 20 sample images were first taken from a total of 107 images with the following characteristics: complete dentition, without restorations and without radiographically detectable pathologies. This represents a sample with a 22% error rate and a 99% confidence rate. Next, these 20 images were processed with the MSTHGR, GRMMCE, HE, BBHE, DSIHE, MMBEBHE and QHELC algorithms and presented to a group of three dental specialists for qualitative evaluation. The algorithms were anonymized by a numerical code as follows: BBHE (1); DSIHE (2); HE (3); MMBEBHE (4); MSTHGR (5); GRMMCE (6); QHELC (7); CLAHE (8); and GC (9). The dentists performed an evaluation of the improved radiographs with respect to the original image. The observation was made in seven different anatomical regions: maxillary anterior teeth, maxillary posterior teeth, maxillary sinuses, mandibular anterior teeth, mandibular posterior teeth, mandibular condyles and mandibular canals. For each region, the scores were: 0 (worse

than the original), 1 (no variation) and 2 (better than the original). Therefore, 9 algorithms $\times$ 20 images $\times$ 7 regions were analyzed, making a total of 1260 regions analyzed.

3.4.1. Statistical Analysis

The sum of scores obtained in the seven anatomical regions for each enhancement/algorithm was the dependent variable treated as numerical data. Interobserver agreement was determined by the intraclass correlation coefficient (ICC). The criteria for strength of agreement proposed by Koo and Lee [44] were used for ICC interpretation: 0.00–<0.50, poor agreement; 0.5–0.75, moderate agreement; >0.75–0.90, good agreement; and >0.90, excellent agreement. Normality (Shapiro–Wilk) and Homogeneity of Variance (Levene) tests were statistically significant ($p < 0.05$). Therefore, a Kruskal–Wallis test was run to determine if there were differences in median sum of scores according to enhancement/algorithm. Statistical analysis and graphical representation of data were performed with R version 3.6.0 at a 5% significance level.

3.4.2. Descriptive Statistics

Interobserver agreement was good (ICC = 0.835, 95% CI: 0.779–0.877). The Kruskal–Wallis test was statistically significant ($p < 0.001$). The results of the multiple comparisons using the Dunn test with Benjamini–Hochberg adjustment are shown in Table 3 (first column).

Table 3. Descriptive statistics of the sum of scores according to the enhancement algorithm applied.

Algorithm	Sample	Average	Standard Deviation	Minimum	Q ₁	Median	Q ₃	Maximum
BBHE ^a	20	3.60	1.789	1	2	3.5	4.50	7
DSIHE ^a	20	3.85	1.843	1	2	4.0	6.00	7
HE ^a	20	4.25	1.713	1	3	4.0	6.00	7
MMBEBHE ^a	20	3.00	2.200	1	1	2.0	4.25	7
MSTHGR ^c	20	10.00	2.077	6	9	10.0	12.00	14
GRMMCE ^b	20	6.80	0.616	5	7	7.0	7.00	7
QHELC ^b	20	6.90	0.308	6	7	7.0	7.00	7
CLAHE ^b	20	7.00	0.000	7	7	7.0	7.00	7
GC ^{bc}	20	7.55	0.826	6	7	8.0	8.00	9

Note: Different superscript letters in the first column indicate statistically significant differences ($p < 0.05$) according to Dunn test with Benjamini–Hochberg adjustment.

In the box and whisker plot (Figure 8), the medians are marked with a horizontal line in the box. The lower and upper limits of the box are the first (Q₁) and third (Q₃) quartiles, respectively. Values below Q₁ and over Q₃ are located in the whiskers. Outliers are represented by open dots.

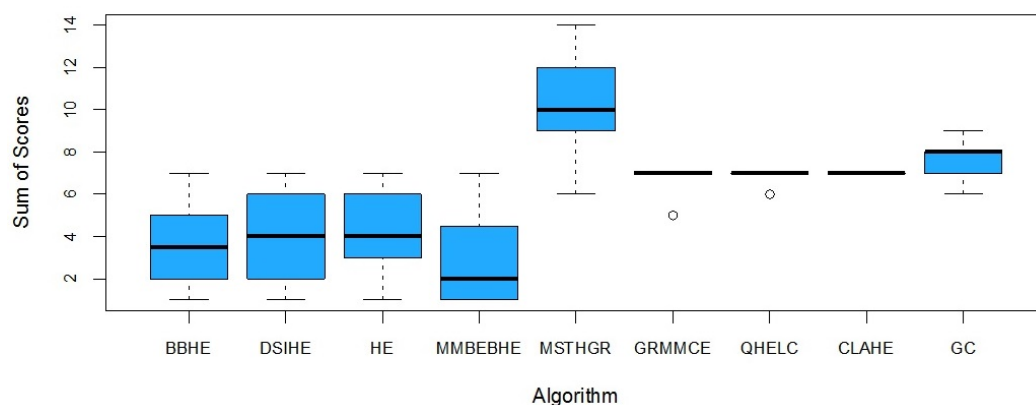


Figure 8. Box and whiskers diagram. Distribution of the sum of scores according to the enhancement algorithm used.

In general, we can conclude that the algorithm MSTHGR improves the visual quality of the images with respect to the compared algorithms.

3.5. Usefulness for Diagnosis in Clinical Settings

The proposed algorithm allowed a clear observation of the teeth as well as the other anatomical regions analyzed in the selected images. Moreover, the different dental hard tissues (enamel–dentin junction), root canals and periodontal ligament were clearly visible.

4. Conclusions

Contrast and detail enhancement of panoramic radiographs helps dentists better evaluate the anatomical structures of the teeth present in the image. For this reason, an algorithm for contrast and detail improvement of panoramic dental radiographs is presented in this work. In addition, the help of dental specialists in the quantification of the results obtained by the algorithms is highlighted. They objectively evaluated the real impact of the improvements and how they affected the panoramic dental radiographs.

Experimentally, the numerical results show that the MSTHGR obtained the best results with respect to the CIR, E and SF metrics. This indicates that the proposal makes local improvements to the panoramic radiographs, enhancing their details and edges. With respect to the REC, PSNR and AMBE metrics, the proposal improves the global contrast of the radiographs, introduces less distortion to the image and preserves the average brightness. Even though its numerical results are inferior to some algorithms, the proposed method proved to be competitive.

The visual results obtained by the algorithms were clinically evaluated by specialist dentists. In general, according to the evaluations, the MSTHGR algorithm was better at enhancing the visual quality of panoramic dental radiographs.

As future work, quantitative evaluations of the improvements made to the images by areas of interest can be performed. In addition, this algorithm can be used as a preprocessing of other applications for automatic detection of pathologies affecting bone (cysts and tumors) or teeth (resorptions and caries).

Author Contributions: Conceptualization, J.C.M.R.; methodology, J.C.M.R.; software, J.C.M.R. and R.D.E.T.; validation, V.R.F., C.G.A., R.G.S., J.L.V.N. and J.F.; formal analysis, J.C.M.R., C.G.A. and J.D.M.-R.; investigation, J.C.M.R. and V.R.F.; resources, H.L.-A., C.G.A. and J.D.M.-R.; data curation, J.C.M.R., V.R.F. and R.D.E.T.; writing—original draft preparation, J.C.M.R., V.R.F. and C.G.A.; writing—review and editing, J.C.M.R., V.R.F., C.G.A., R.G.S., J.L.V.N., H.L.-A., J.D.M.-R. and J.F.; visualization, J.C.M.R., V.R.F. and C.G.A.; supervision, J.L.V.N.; project administration, J.L.V.N. and H.L.-A.; and funding acquisition, H.L.-A. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Funding: This research was funded by CONACYT, Paraguay, grant number POSG17-53.

Institutional Review Board Statement: Ethical review and approval for this study were waived due to it being retrospective and the images were taken for reasons unrelated to this study. All procedures performed in studies involving human participants were under the 1964 Helsinki declaration.

Informed Consent Statement: Informed consent was obtained from all individual participants included in the study.

Data Availability Statement: The data presented in this study are available on request from the corresponding author.

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

References

1. Perschbacher, S. Interpretation of panoramic radiographs. *Aust. Dent. J.* **2012**, *57*, 40–45. [[CrossRef](#)] [[PubMed](#)]
2. de Oliveira Capote, T.S.; de Almeida Gonçalves, M.; Gonçalves, A.; Gonçalves, M. Panoramic Radiography—Diagnosis of Relevant Structures That Might Compromise Oral and General Health of the Patient. In *Emerging Trends in Oral Health Sciences and Dentistry*; InTech: London, UK, 2015. [[CrossRef](#)]

3. Resnik, R.R.; Misch, C.E. Radiographic Imaging in Implant Dentistry. In *Dental Implant Prosthetics*; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 2015; pp. 126–158. [\[CrossRef\]](#)
4. Nomir, O.; Abdel-Mottaleb, M. Dental X-Ray Radiographs Enhancement by Combining Morphological Operator and Retinex Theory. In *Advances in Computer Science and Engineering*; ACTA Press: Calgary, AB, Canada, 2010. [\[CrossRef\]](#)
5. Jain, K.R.; Chauhan, N.C. Enhancement and Segmentation of Dental Radiographs Using Morphological Operations. In *Dental Image Analysis for Disease Diagnosis*; Springer International Publishing: Berlin/Heidelberg, Germany, 2019; pp. 39–58. [\[CrossRef\]](#)
6. Singh, P.; Sehgal, P. Numbering and Classification of Panoramic Dental Images Using 6-Layer Convolutional Neural Network. *Pattern Recognit. Image Anal.* **2020**, *30*, 125–133. [\[CrossRef\]](#)
7. Zuiderveld, K. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization. In *Graphic Gems IV*; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 1994; pp. 474–485. [\[CrossRef\]](#)
8. Kim, Y.T. Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization. *IEEE Trans. Consum. Electron.* **1997**, *43*, 1–8. [\[CrossRef\]](#)
9. Wang, Y.; Chen, Q.; Zhang, B. Image enhancement based on equal area dualistic sub-image histogram equalization method. *IEEE Trans. Consum. Electron.* **1999**, *45*, 68–75. [\[CrossRef\]](#)
10. Chen, S.D.; Ramli, A. Minimum mean brightness error bi-histogram equalization in contrast enhancement. *IEEE Trans. Consum. Electron.* **2003**, *49*, 1310–1319. [\[CrossRef\]](#)
11. Khan, M.F.; Khan, E.; Abbasi, Z. Segment dependent dynamic multi-histogram equalization for image contrast enhancement. *Digit. Signal Process.* **2014**, *25*, 198–223. [\[CrossRef\]](#)
12. Rahmi-Fajrin, H.; Puspita, S.; Riyadi, S.; Sofiani, E. Dental radiography image enhancement for treatment evaluation through digital image processing. *J. Clin. Exp. Dent.* **2018**. [\[CrossRef\]](#)
13. Pineda, I.A.B.; Caballero, R.D.M.; Silva, J.J.C.; Román, J.C.M.; Noguera, J.L.V. Quadri-histogram equalization using cutoff limits based on the size of each histogram with preservation of average brightness. *Signal Image Video Process.* **2019**, *13*, 843–851. [\[CrossRef\]](#)
14. Vijayalakshmi, D.; Nath, M.K.; Acharya, O.P. A Comprehensive Survey on Image Contrast Enhancement Techniques in Spatial Domain. *Sens. Imaging* **2020**, *21*. [\[CrossRef\]](#)
15. Vijayalakshmi, D.; Nath, M.K. A Compendious Analysis of Advances in HE Methods for Contrast Enhancement. In *Lecture Notes in Electrical Engineering*; Springer: Singapore, 2020; pp. 325–346. [\[CrossRef\]](#)
16. Ahmad, S.A.; Taib, M.N.; Khalid, N.E.A.; Taib, H. An Analysis of Image Enhancement Techniques for Dental X-ray Image Interpretation. *Int. J. Mach. Learn. Comput.* **2012**, 292–297. [\[CrossRef\]](#)
17. Soille, P. Opening and Closing. In *Morphological Image Analysis*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2004; pp. 105–137. [\[CrossRef\]](#)
18. Gonzalez, R.; Woods, R. *Digital Image Processing*, 2nd ed.; Prentice Hall: Hoboken, NJ, USA, 2002; Volume 793.
19. Hassanpour, H.; Samadiani, N.; Salehi, S.M. Using morphological transforms to enhance the contrast of medical images. *Egypt. J. Radiol. Nucl. Med.* **2015**, *46*, 481–489. [\[CrossRef\]](#)
20. Mukhopadhyay, S.; Chanda, B. A multiscale morphological approach to local contrast enhancement. *Signal Process.* **2000**, *80*, 685–696. [\[CrossRef\]](#)
21. Bai, X.; Zhou, F.; Xue, B. Image enhancement using multi scale image features extracted by top-hat transform. *Opt. Laser Technol.* **2012**, *44*, 328–336. [\[CrossRef\]](#)
22. Román, J.C.M.; Noguera, J.L.V.; Legal-Ayala, H.; Pinto-Roa, D.; Gomez-Guerrero, S.; García-Torres, M. Entropy and Contrast Enhancement of Infrared Thermal Images Using the Multiscale Top-Hat Transform. *Entropy* **2019**, *21*, 244. [\[CrossRef\]](#)
23. Bai, X. Image enhancement through contrast enlargement using the image regions extracted by multiscale top-hat by reconstruction. *Optik* **2013**, *124*, 4421–4424. [\[CrossRef\]](#)
24. Wang, G.; Wang, J.; Li, M.; Zheng, Y.; Wang, K. Hand Vein Image Enhancement Based on Multi-Scale Top-Hat Transform. *Cybern. Inf. Technol.* **2016**, *16*, 125–134. [\[CrossRef\]](#)
25. Pillai, A.; Rajkumar, S.; Marimuthu, K.; Rajasekaran, G. Adaptive new top-hat transform and multi-scale sequential toggle operator based infrared image enhancement. In Proceedings of the 2017 Innovations in Power and Advanced Computing Technologies (i-PACT), Vellore, India, 21–22 April 2017. [\[CrossRef\]](#)
26. Arya, A.; Bhateja, V.; Nigam, M.; Bhadauria, A.S. Enhancement of Brain MR-T1/T2 Images Using Mathematical Morphology. In *Information and Communication Technology for Sustainable Development*; Springer: Singapore, 2019; pp. 833–840. [\[CrossRef\]](#)
27. Román, J.C.M.; Escobar, R.; Martínez, F.; Noguera, J.L.V.; Legal-Ayala, H.; Pinto-Roa, D.P. Medical Image Enhancement with Brightness and Detail Preserving Using Multiscale Top-hat Transform by Reconstruction. *Electron. Notes Theor. Comput. Sci.* **2020**, *349*, 69–80. [\[CrossRef\]](#)
28. Liao, M.; qian Zhao, Y.; hong Wang, X.; shan Dai, P. Retinal vessel enhancement based on multi-scale top-hat transformation and histogram fitting stretching. *Opt. Laser Technol.* **2014**, *58*, 56–62. [\[CrossRef\]](#)
29. Georgieva, V.M.; Mihaylova, A.D.; Petrov, P.P. An application of dental X-ray image enhancement. In Proceedings of the 2017 13th International Conference on Advanced Technologies, Systems and Services in Telecommunications (TELSIKS), Nis, Serbia, 18–20 October 2017. [\[CrossRef\]](#)
30. Li, D.; Zhang, L.; Sun, C.; Yin, T.; Liu, C.; Yang, J. Robust Retinal Image Enhancement via Dual-Tree Complex Wavelet Transform and Morphology-Based Method. *IEEE Access* **2019**, *7*, 47303–47316. [\[CrossRef\]](#)

31. Soille, P. Erosion and Dilation. In *Morphological Image Analysis*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2004; pp. 63–103. [\[CrossRef\]](#)
32. Soille, P. Geodesic Transformations. In *Morphological Image Analysis*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2004; pp. 183–218. [\[CrossRef\]](#)
33. Jochems, T. Morphologie Mathématique Appliquée au Contrôle Industriel de Pièces Coulées. Ph.D. Thesis, ENMP, Paris, France, 1994.
34. Sahoo, P.; Soltani, S.; Wong, A. A survey of thresholding techniques. *Comput. Vis. Graph. Image Process.* **1988**, *41*, 233–260. [\[CrossRef\]](#)
35. Joseph, J.; Periyasamy, R. A fully customized enhancement scheme for controlling brightness error and contrast in magnetic resonance images. *Biomed. Signal Process. Control* **2018**, *39*, 271–283. [\[CrossRef\]](#)
36. Zhao, C.; Wang, Z.; Li, H.; Wu, X.; Qiao, S.; Sun, J. A new approach for medical image enhancement based on luminance-level modulation and gradient modulation. *Biomed. Signal Process. Control* **2019**, *48*, 189–196. [\[CrossRef\]](#)
37. Wang, Y.P.; Wu, Q.; Castleman, K.; Xiong, Z. Chromosome image enhancement using multiscale differential operators. *IEEE Trans. Med. Imaging* **2003**, *22*, 685–693. [\[CrossRef\]](#)
38. Shapley, R.; Lennie, P. Spatial Frequency Analysis in the Visual System. *Annu. Rev. Neurosci.* **1985**, *8*, 547–581. [\[CrossRef\]](#)
39. Gonzalez, R.C.; Woods, R.E.; Masters, B.R. Digital Image Processing, Third Edition. *J. Biomed. Opt.* **2009**, *14*, 029901. [\[CrossRef\]](#)
40. Schneider, C.A.; Rasband, W.S.; Eliceiri, K.W. NIH Image to ImageJ: 25 years of image analysis. *Nat. Methods* **2012**, *9*, 671–675. [\[CrossRef\]](#)
41. Legland, D.; Arganda-Carreras, I.; Andrey, P. MorphoLibJ: Integrated library and plugins for mathematical morphology with ImageJ. *Bioinformatics* **2016**. [\[CrossRef\]](#)
42. Bai, X. Morphological feature extraction for detail maintained image enhancement by using two types of alternating filters and threshold constrained strategy. *Optik* **2015**, *126*, 5038–5043. [\[CrossRef\]](#)
43. Wilcoxon, F. Breakthroughs in Statistics. *Individ. Comp. Rank. Methods* **1992**, 196–202. [\[CrossRef\]](#)
44. Koo, T.K.; Li, M.Y. A Guideline of Selecting and Reporting Intraclass Correlation Coefficients for Reliability Research. *J. Chiropr. Med.* **2016**, *15*, 155–163. [\[CrossRef\]](#)

Article

Dermoscopy Images Enhancement via Multi-Scale Morphological Operations

Julio César Mello-Román ^{1,2} , José Luis Vázquez Noguera ^{1,2,*} , Horacio Legal-Ayala ² , Miguel García-Torres ^{1,3} , Jacques Facon ⁴ , Diego P. Pinto-Roa ^{1,2} , Sebastian A. Grillo ¹ , Luis Salgueiro Romero ⁵ , Lizza A. Salgueiro Toledo ⁶, Laura Raquel Bareiro Paniagua ¹ , Deysi Natalia Leguizamon Correa ¹  and Jorge Daniel Mello-Román ⁷ 

- ¹ Computer Engineer Department, Universidad Americana, Asunción 1206, Paraguay; juliomello@pol.una.py (J.C.M.-R.); mgarcia@upo.es (M.G.-T.); dpinto@pol.una.py (D.P.P.-R.); sebastian.grillo@ua.edu.py (S.A.G.); laura.bareiro@ua.edu.py (L.R.B.P.); deysi.leguizamon@ua.edu.py (D.N.L.C.)
 - ² Facultad Politécnica, Universidad Nacional de Asunción, San Lorenzo 111421, Paraguay; hlegal@pol.una.py
 - ³ Data Science and Big Data Lab, Universidad Pablo de Olavide, 41013 Seville, Spain
 - ⁴ Department of Computer and Electronics, Universidade Federal do Espírito Santo, São Mateus 29932-540, ES, Brazil; jacques.facon@ufes.br
 - ⁵ Signal Theory and communications Department, Universitat Politècnica de Catalunya, 08034 Barcelona, Spain; luis.fernando.salgueiro@upc.edu
 - ⁶ Hospital de Clínicas, Facultad de Ciencias Médicas, Universidad Nacional de Asunción, San Lorenzo 111421, Paraguay; salgueiro.liza@gmail.com
 - ⁷ Facultad de Ciencias Exactas y Tecnológicas, Universidad Nacional de Concepción, Concepción 010123, Paraguay; jdmello@facet-unc.edu.py
- * Correspondence: jose.vazquez@ua.edu.py



Citation: Mello-Román, J.C.; Vázquez Noguera, J.L.; Legal-Ayala, H.; García-Torres, M.; Facon, J.; Pinto-Roa, D.P.; Grillo, S.A.; Salgueiro Romero, L.; Salgueiro Toledo, L.A.; Bareiro Paniagua, L.R.; et al. Dermoscopy Images Enhancement via Multi-Scale Morphological Operations. *Appl. Sci.* **2021**, *11*, 9302. <https://doi.org/10.3390/app11199302>

Academic Editor: Cecilia Di Ruberto

Received: 9 September 2021

Accepted: 30 September 2021

Published: 7 October 2021

Publisher's Note: MDPI stays neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.



Copyright: © 2021 by the authors. Licensee MDPI, Basel, Switzerland. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Abstract: Skin dermoscopy images frequently lack contrast caused by varying light conditions. Indeed, often low contrast is seen in dermoscopy images of melanoma, causing the lesion to blend in with the surrounding skin. In addition, the low contrast prevents certain details from being seen in the image. Therefore, it is necessary to design an approach that can enhance the contrast and details of dermoscopic images. In this work, we propose a multi-scale morphological approach to reduce the impacts of lack of contrast and to enhance the quality of the images. By top-hat reconstruction, the local bright and dark features are extracted from the image. The local bright features are added and the dark features are subtracted from the image. In this way, images with higher contrast and detail are obtained. The proposed approach was applied to a database of 236 color images of benign and malignant melanocytic lesions. The results show that the multi-scale morphological approach by reconstruction is a competitive algorithm since it achieved a very satisfactory level of contrast enhancement and detail enhancement in dermoscopy images.

Keywords: skin dermoscopy images; multi-scale morphological approach; top-hat reconstruction; contrast enhancement

1. Introduction

Medical images are the visual representations of the interior of a body. These visual representations have facilitated some health care tasks such as diagnosing diseases. Despite technological advances in recent years, image acquisition, storage, or transmission still suffer from various types of degradation [1]. These factors can cause inefficient or inaccurate diagnoses, thus compromising the healing of patients.

Many techniques have been proposed to improve the contrast of medical images [2]. The traditional histogram equalization (HE) [3], one of the most popular techniques, was the first attempt to automatically improve contrast. HE distributes the gray levels within the image (each gray level has an equal chance to occur) to enhance contrast and

brightness. Studies have shown that HE introduces saturation and over-enhancement in the images [4,5]. Several improved techniques have been proposed to maintain average image brightness, reducing saturation effects, thus avoiding unnatural image enhancement. Some of these techniques are: brightness preserving bi-histogram equalization (BBHE) [6], dual sub-image histogram equalization (DSIHE) [7], minimum mean brightness error bi-histogram equalization (MMBEBHE) [8], and quadri-histogram equalization with limited contrast (QHELC) [9].

With the emergence of mathematical morphology (MM) based approaches in recent decades, new techniques have been developed for contrast enhancement [10–13]. Due to its ability to extract dark and light features from images using structuring elements of different shapes and sizes [14], the top-hat transformation has received a lot of attention. In [15], the top-hat transformation was used to correct the illumination of images with melanocytic lesions as a preprocessing for a subsequent feature extraction study. In [16], a method for segmentation of retinal blood vessels is presented. Vessel enhancement is performed using the contrast enhancement technique based on the top-hat transform.

Various authors have proposed to use a multi-scale approach, called multi-scale top-hat transformation (MTH). An advantage of MTH is that it allows to process the image content from the most global to the most detailed level. Several works propose to improve different types of medical images by integrating MTH in a morphological based image enhancement approach [10,17–24]. Currently, in the field of computer vision, MTH-based algorithms are used as a preliminary step for other applications based on artificial intelligence. For example, in [25], a deep learning approach using convolutional neural networks was proposed to detect vessel regions in angiography images. In this work, the multi-scale top-hat transform for contrast enhancement (MSTH) algorithm [10] was used to preprocess the images by enhancing their contrast. In [26], a method for edge detection in images based on top-hat operators with multidirectional and multiscale structuring elements was proposed.

A multimodal medical image fusion scheme based on multiscale top-hat transform combined with morphological contrast operators is presented in [27].

In [28], an automatic coronary artery segmentation approach was proposed. In this work, in the preprocessing stage, the input image was processed with the MSTH algorithm for better segmentation of coronary arteries. In [29], MSTH was used as the first step of an algorithm for detecting bright lesions in retinal images. In [30] proposed *Sine-Net*, an automated tool based on a fully convolutional deep learning architecture for the segmentation of blood vessels in retinal images. The architecture obtained better segmentation results on three databases by using the combination of the MSTH and contrast-limited adaptive histogram equalization (CLAHE) [31] algorithms in the preprocessing.

In this work an improvement of MTH is proposed. The underlying idea is to replace the opening and the closing operation with morphological filters by reconstruction. This replacement is done because the morphological operators by reconstruction are very attractive by avoiding damaging the image contour, the edge and many other important information of the medical image.

For such purpose MTH integrates the concept of geodesic reconstruction [32]. By combining the advantages of morphological reconstruction with MTH ability to extract dark and bright characteristics, the resulting strategy is a multi-scale morphological approach capable of enhancing medical images. Experiments show that the resulting skin dermoscopy images have less distortion, greater detail accuracy, and better contrast than different image enhancement approaches.

We can summarize the contributions in this work as follows:

- (a) Propose a new MTH based strategy which incorporates the geodesic reconstruction concept in combination with a mathematical morphological approach;
- (b) Design a novel contrast enhancement algorithm based on the proposed MTH approach.

The rest of the article is organized as follows. In Section 2, the basic concepts are introduced. Then, in Section 3, the proposed approach is described. The experiments and

discussions of the results achieved are presented in Section 4. Finally, Section 5 presents the conclusions of the work.

2. Mathematical Morphology

In mathematical morphology (MM) the aim is to analyze and extract unknown structures contained in an image. For such purpose, it uses a structuring element of known shape and size, and the erosion and dilation operators [14]. By providing a wide range of filters represented by the combination of these two basic operators, MM offers efficient tools and represents a relatively simple and powerful tool in terms of image analysis.

2.1. Dilation and Erosion

Given an image I , the morphological dilation $\delta_H(I)$ and erosion $\varepsilon_H(I)$ of I using the structuring element H at the pixel x with respect to the structuring element H of domain D_H , are defined as follows [14]:

$$\begin{aligned}\delta_H(I)(x) &= \max\{I(x - y), \forall y \in D_H\}, \\ \varepsilon_H(I)(x) &= \min\{I(x + y), \forall y \in D_H\}.\end{aligned}\quad (1)$$

2.2. Opening and Closing

Opening $\gamma(I, mH)$ operator is the sequential combination of erosion $\varepsilon_{mH}(I)$ with mH (structuring element H of size m) followed by dilation $\delta_{\widetilde{mH}}(I)$. Closing, on the other hand, $\phi(I, mH)$ is the sequential combination of dilation $\delta_{mH}(I)$ with mH followed by erosion $\varepsilon_{\widetilde{mH}}(I)$. Both operators are defined as [14]:

$$\begin{aligned}\gamma(I, mH) &= \delta_{\widetilde{mH}}(\varepsilon_{mH}(I)), \\ \phi(I, mH) &= \varepsilon_{\widetilde{mH}}(\delta_{mH}(I)),\end{aligned}\quad (2)$$

where m is the size of the structuring element and $\widetilde{mH}$ the reflection of mH . In the case of symmetrical structuring element, $mH = \widetilde{mH}$.

Viewing an image as a two-dimensional surface in a three-dimensional space, applying opening (closing) has the consequence of removing peaks (or filling valleys) smaller than the structuring element.

2.3. Classical Top-Hat Transform

By taking the difference between the original image and its opening, some different peaks can be extracted. In a dual way, we can extract different valleys by making the difference between a closed image and the original one. Top-hat transform represents the mathematical formalism of this idea. During top-hat transform by opening (WTH) [14] is the rest of the original image I and its opening $\gamma(I, mH)$, top-hat transform by closing (BTH) [14] is the subtraction between the morphological closing $\phi(I, mH)$ and the original image I , defined as follows:

$$\begin{aligned}WTH(I, mH) &= I - \gamma(I, mH), \\ BTH(I, mH) &= \phi(I, mH) - I,\end{aligned}\quad (3)$$

where m is the size of the structuring element.

2.4. Geodesic Transformation and Reconstruction

In geodesic transformations, two equally sized input images are used, denoted as marker and mask. The first image (marker) is modified by a morphological transformation and restricted below (geodesic dilation) or above (geodesic erosion) the second image (mask) [14].

Let J and I be the marker and mask images, respectively, with the same domain ($D_J = D_I$). Geodesic dilation $\delta_I(J)$ and erosion $\varepsilon_I(J)$ can be defined as [14]:

$$\begin{aligned}\delta_I^{(1)}(J) &= \delta_I(J) \wedge I \text{ with } J(x) \leq I(x), \\ \varepsilon_I^{(1)}(J) &= \varepsilon_I(J) \vee I \text{ with } J(x) \geq I(x),\end{aligned}\quad (4)$$

where $\wedge$ is the minimum between the pixels of $J(x)$ and $I(x)$ and $\vee$ is the maximum between the pixels of $J(x)$ and $I(x)$. If we perform k times the geodesic dilation or erosion of J with respect to I , we have to $\delta_I^{(k)}(J) = \delta_I^{(1)}(J)[\delta_I^{(k-1)}(J)]$ or $\varepsilon_I^{(k)}(J) = \varepsilon_I^{(1)}(J)[\varepsilon_I^{(k-1)}(J)]$.

In practice, we can define geodesic reconstruction $\rho_I(J)$ and dual geodesic reconstruction $\rho_I^*(J)$ as follows:

$$\begin{aligned}\rho_I(J) &= \delta_I^{(i)}(J) \text{ with } i \text{ such as } \delta_I^{(i)}(J) = \delta_I^{(i+1)}(J), \\ \rho_I^*(J) &= \varepsilon_I^{(i)}(J) \text{ with } i \text{ such as } \varepsilon_I^{(i)}(J) = \varepsilon_I^{(i+1)}(J)\end{aligned}\quad (5)$$

Similar to the standard opening and closing, opening $\gamma_\rho^{(m)}$ and closing $\phi_\rho^{(m)}$ by reconstruction of an image I can be defined as follows [14]:

$$\begin{aligned}\gamma_\rho^{(m)}(I) &= \rho_I(\varepsilon_{mH}(I)), \\ \phi_\rho^{(m)}(I) &= \rho_I^*(\delta_{mH}(I)),\end{aligned}\quad (6)$$

where I is the mask image, $\varepsilon_{mH}(I)$ and $\delta_{mH}(I)$ are the markers image and m is the size of the structuring element.

In the full experiment, the structuring element has the shape of a disk, and m indicates the size of the radius.

2.5. Top-Hat by Reconstruction

The use of morphological operators by reconstruction has shown that, contrary to the standard ones, they remove details without modifying the structure of remaining objects. Another significant advantage is that geodesic reconstructions use an elementary isotropic structuring element and it is not necessary to specify sizes like in standard morphological operators. Analogously to the standard top-hat transform, it is possible to preserve or remove structures through geodesic reconstruction (dual geodesic reconstruction) that will have the role of opening (closing).

Although structures removed in the image I from the opening by reconstruction can be recovered with the white top-hat transform by reconstruction (RWTH), similarly, we can recover structures removed from the closing with the dark top-hat transformation by reconstruction (RBTH) as follows [14]:

$$\begin{aligned}RWTH^{(m)}(I) &= I - \gamma_\rho^{(m)}(I), \\ RBTH^{(m)}(I) &= \phi_\rho^{(m)}(I) - I.\end{aligned}\quad (7)$$

3. Proposed Algorithm

The proposed algorithm, called *Multi-scale Geodesic Reconstruction based Top-Hat transform* (MGRTH), is presented in this section. Additionally, all operations are presented in detail, step by step.

Let I be the image, H be the structuring element and n be the number of iterations. The proposed algorithm is divided into five stages.

First stage: the bright structures at level i are extracted by $RWTH_m$ as follows:

$$RWTH_m = \rho_{(WTH(I, mH))}(RWTH^{(m)}(I)), \quad (8)$$

where $WTH(ImH)$ is the mask obtained by Equation (3), $RWTH^{(m)}(I)$ is the marker obtained by Equation (7). Each $RWTH_m$ represents the m -level of bright structures of the original image I controlled by $m = \{1, 2, 3, \dots, n\}$ which is the size of the structuring element, and the dark structures at level m are extracted by $RBTH_m$ as follows:

$$RBTH_m = \rho_{(BTH(I, mH))}(RWTH^{(m)}(I)), \quad (9)$$

where $BTH(I, mH)$ is the mask obtained by Equation (3), $RBTH^{(m)}(I)$ is the marker obtained by Equation (7). Each $RBTH_m$ represents the m -level of dark structures of the original I controlled by $m = \{1, 2, 3, \dots, n\}$ the size of the structuring element.

Second stage: the light residues SW_m are extracted from the dark structures at levels m and $m - 1$ and the dark residues SB_m are extracted from the light structures at levels m and $m - 1$ as follows:

$$SW_{m-1} = \begin{cases} RWTH_m - RWTH_{m-1} & \text{case } m = 2 \\ RWTH_m - SW_{m-2} & \text{for } m > 2 \end{cases}, \quad (10)$$

$$SB_{m-1} = \begin{cases} RBTH_m - RBTH_{m-1} & \text{case } m = 2 \\ RBTH_m - SB_{m-2} & \text{for } m > 2 \end{cases}. \quad (11)$$

Third stage: The maximum bright scaled details are computed from the bright structures extracted at the first stage by $RWTH_m$, and the maximum dark scaled details are computed from the dark structures extracted at the first stage by $RBTH_m$ as follows:

$$SRWTH = \sum_{1 \leq m \leq n} \{RWTH_m\}, \quad (12)$$

$$SRBTH = \sum_{1 \leq m \leq n} \{RBTH_m\}. \quad (13)$$

Fourth stage: The maximum light residues are computed from the light residues extracted at the second stage by SW_m , and the maximum dark residues are computed from the dark residues extracted at the second stage by SB_m as follows [13]:

$$SSW = \sum_{2 \leq m \leq n} \{SW_{m-1}\}, \quad (14)$$

$$SSB = \sum_{2 \leq m \leq n} \{SB_{m-1}\}. \quad (15)$$

Final stage: the enhanced image I_E is performed per pixel as follows:

$$I_E = I + \omega \times \max(SRWTH, SSW) - \omega \times \max(SRBTH, SSB), \quad (16)$$

where ω is a factor used to adjust the level of brightness or darkness added to the image.

Figure 1 shows the original melanoma images on the left (a,c) and the MGRTH-enhanced images on the right (b,d).

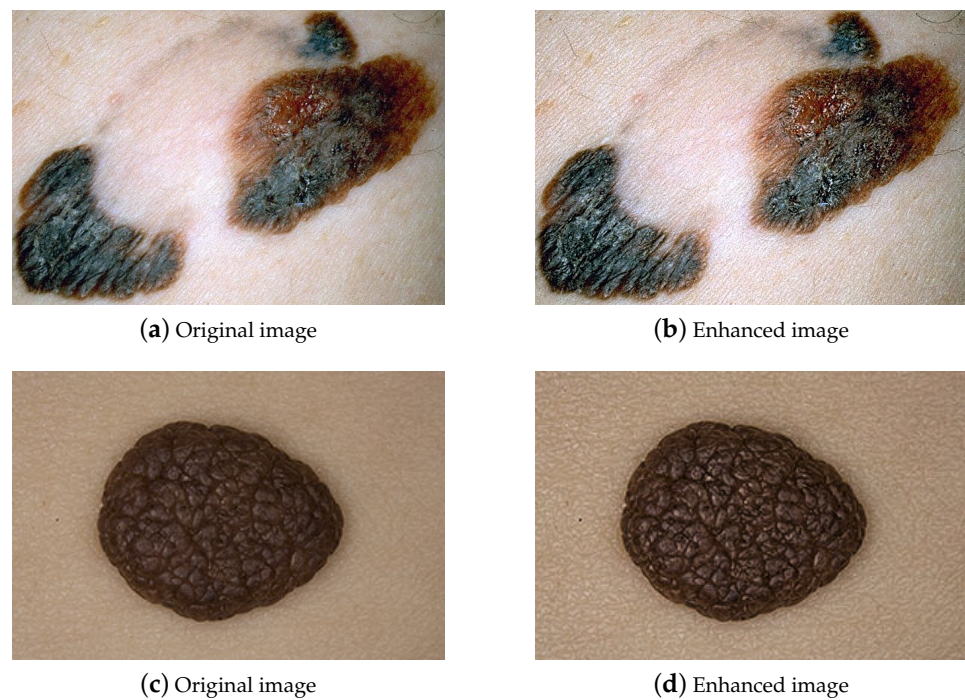


Figure 1. Dermoscopy images. Visual results obtained by MGRTH with $n = 3$ and $\omega = 0.25$.

4. Results and Discussions

This section describes the experiments conducted to quantify the relative performance of the proposed algorithm. The database used in these experiments contains 236 color images of benign and malignant melanocytic lesions and used in [33]. For the tests on the RGB images, first the RGB images were converted to HSV images. Then, the algorithms and evaluations were applied to the V-channel of the images. Finally, the HSV images were converted to RGB images.

All algorithms were implemented using the ImageJ [34] library, for algorithms based on MM an extra library called MorphoLibJ [35] was used.

The results were evaluated with the metrics:

- Entropy (E) [13,21,36]: E is used to measure the details in the image. E is defined as,

$$E(I) = - \sum_{k=0}^{L-1} P(k) \log_2(P(k)), \quad (17)$$

where I is melanoma image, k is intensity of the pixel in the image, $P(k)$ is probability of occurrence of the k -value in the image. If b is number of bits of the image then L is equal to 2^b ($b = 8$ for grayscale images). An image is considered to have good detail when its entropy value is high;

- Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR) [10,21,37]: PSNR measures how much distortion is added to the image in the contrast enhancement process. PSNR is defined as,

$$PSNR(I, I_E) = 10 \times \log_{10} \frac{(L-1)^2}{MSE(I, I_E)}, \quad (18)$$

where Mean Squared Error (MSE) is defined as,

$$MSE(I, I_E) = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N (I(x, y) - I_E(x, y))^2. \quad (19)$$

After the enhancement process, an image is considered to have low distortion if it has a high PSNR value;

- Relative Enhancement in Contrast (REC) [36,38]: REC measures the contrast of the enhanced melanoma image. REC is defined as,

$$REC = \frac{C(I_E)}{C(I)}, \quad (20)$$

where I is the melanoma image, I_E is the melanoma image with contrast enhancement, C is the image contrast and C is calculated as follows,

$$C(I) = 20 \times \log \left[\frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N \left((I(x,y))^2 - \mu^2 \right) \right], \quad (21)$$

where $M \times N$ are the dimensions of the melanoma image and (x,y) are the spatial coordinates and μ is calculated as follows,

$$\mu = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N I(x,y).$$

After image processing, if the REC value is higher than 1, the enhanced image is considered to have enhanced contrast.

To test the performance of the proposed method, we have considered two different experiments:

- In the first part (Section 4.1), we performed parameter tuning to find good parameter values ω and n of the proposed algorithm. For this purpose, a comparison of the results obtained with respect to the number of iterations and the contrast adjustment weight was performed. The objective of this experiment was to observe the performance of the proposal with respect to the E, PSNR, and REC metrics;
- Then, in the second part (Section 4.2) the proposed algorithm was compared with algorithms based on the multiscale top-hat transform and algorithms based on histogram equalization.

In both experiments, apart from the numerical results, a visual assessment of the dermatologist is presented.

4.1. Parameters Tuning

In this subsection, the parameter settings used in the MGRTH algorithm in relation to the number of iterations n and the contrast adjustment weight ω are described. For this purpose, the Shannon entropy Equation (17) and the PSNR Equation (18) are used. In addition, the Equations (18) and (20) are used to visualize the relation between the PSNR and REC metric. This is done because as contrast increases more noise tends to be added. Table 1 shows the parameters of the MGRTH algorithm to be adjusted.

Table 1. Parameters of the proposed algorithm.

Algorithm	Initial Structuring Element (Disk)	Number of Iterations	Contrast Setting Weight
	H	n	ω
MGRTH	1	[2–20]	[0.25,0.50,0.75]

4.1.1. Numerical Results

In Figure 2 it can be seen that: MGRTH with $\omega = 0.25$ has longer increasing entropy than using larger weights and from $n = 7$, it already equals or exceeds average values obtained than using larger weights.

In Figure 3 it can be seen that also with $\omega = 0.25$, there is a higher value of PSNR and in Figure 4 a higher ratio between REC and PSNR can be observed in all iterations evaluated.

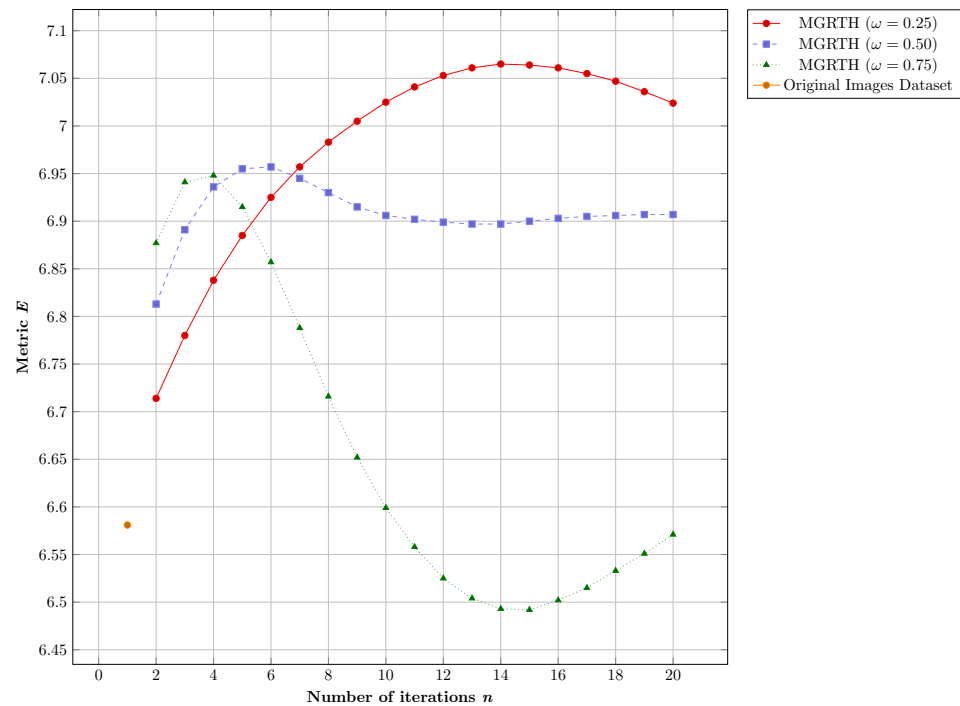


Figure 2. Comparison with respect to metric E.

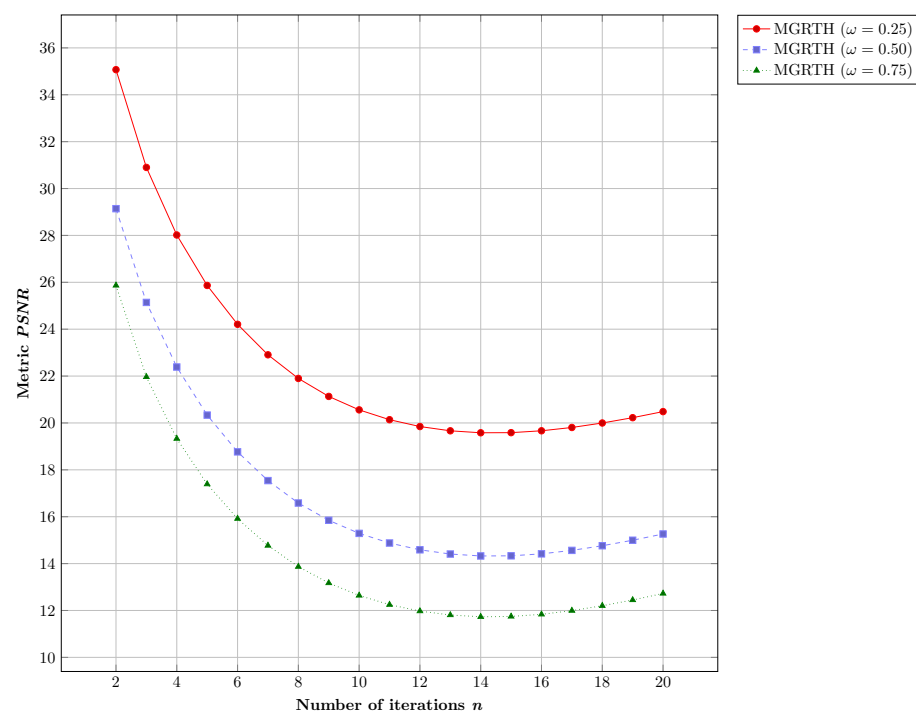


Figure 3. Comparison with respect to metric PSNR.

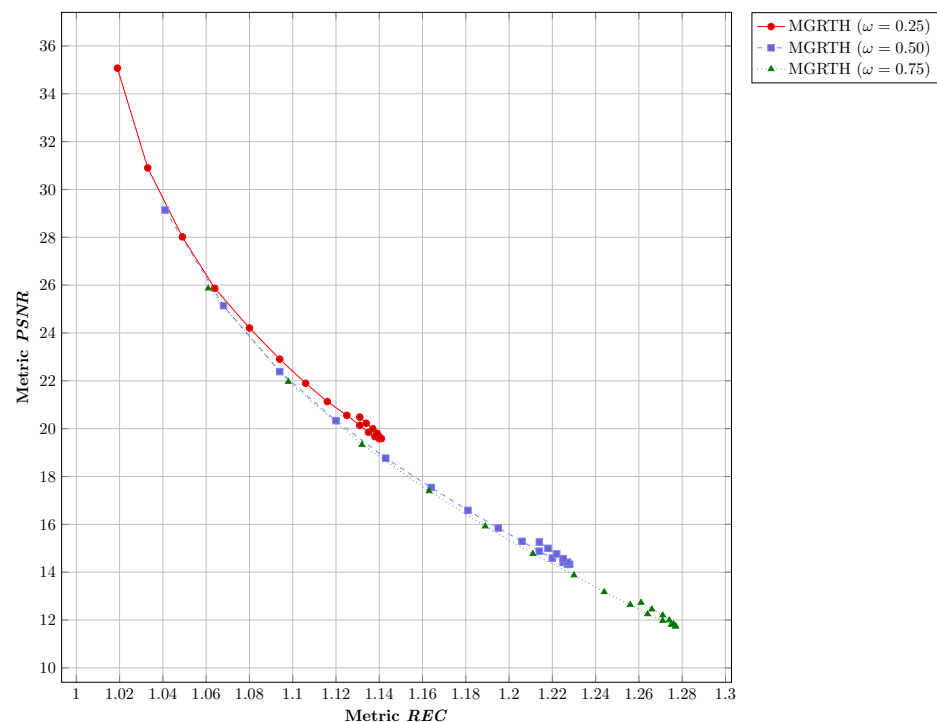


Figure 4. Ratio between PSNR and REC.

4.1.2. Visual Assessment by the Dermatologist

Figure 5 shows that as the value of the ω increases, the brightness of the image also increases. This causes bright or dark artifacts to appear. Due to this and the results obtained in the previous subsection, the value $\omega = 0.25$ is chosen for the next experiment.

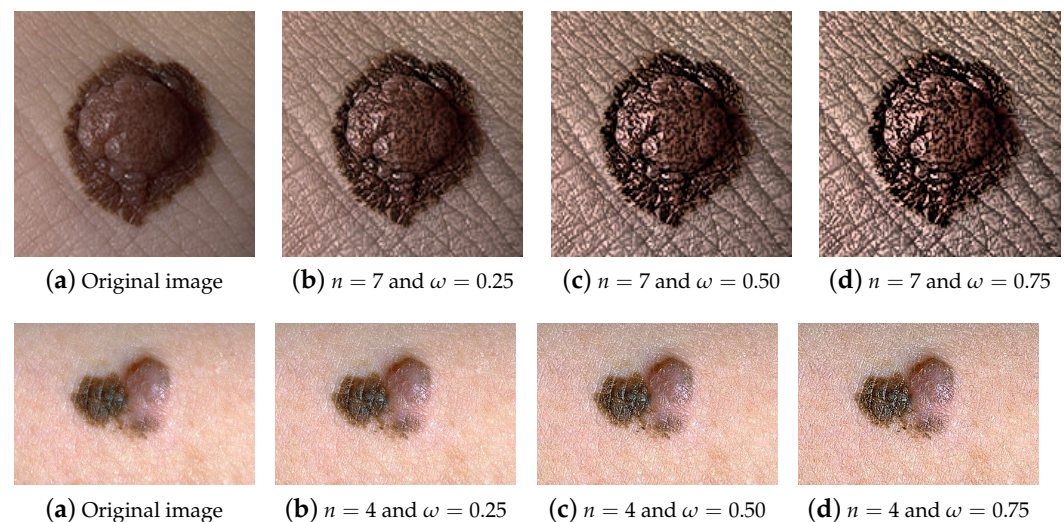


Figure 5. Visual results obtained by MGRTH with different ω .

In Figure 6, we can see that as the iterations increase, distortions are introduced to the image. Compared to the original image (Figure 6a), the images in Figure 6c,d present a higher sharpness of the lesions and without much brightness. An image with too much brightness may cause dermoscopic assignments or translations of malignancy that do not correspond to the lesion. This can be considered as an artifact of the modified image. The sharpness seen in the images in Figure 6c,d is also apparent in healthy peripheral skin.

In the image in Figure 6b, the resulting image is visually similar to the original image. In the images of Figure 6e–g the brightness observed in the lesion is pronounced, and could induce errors of assessment by the dermatologist.



Figure 6. Cont.

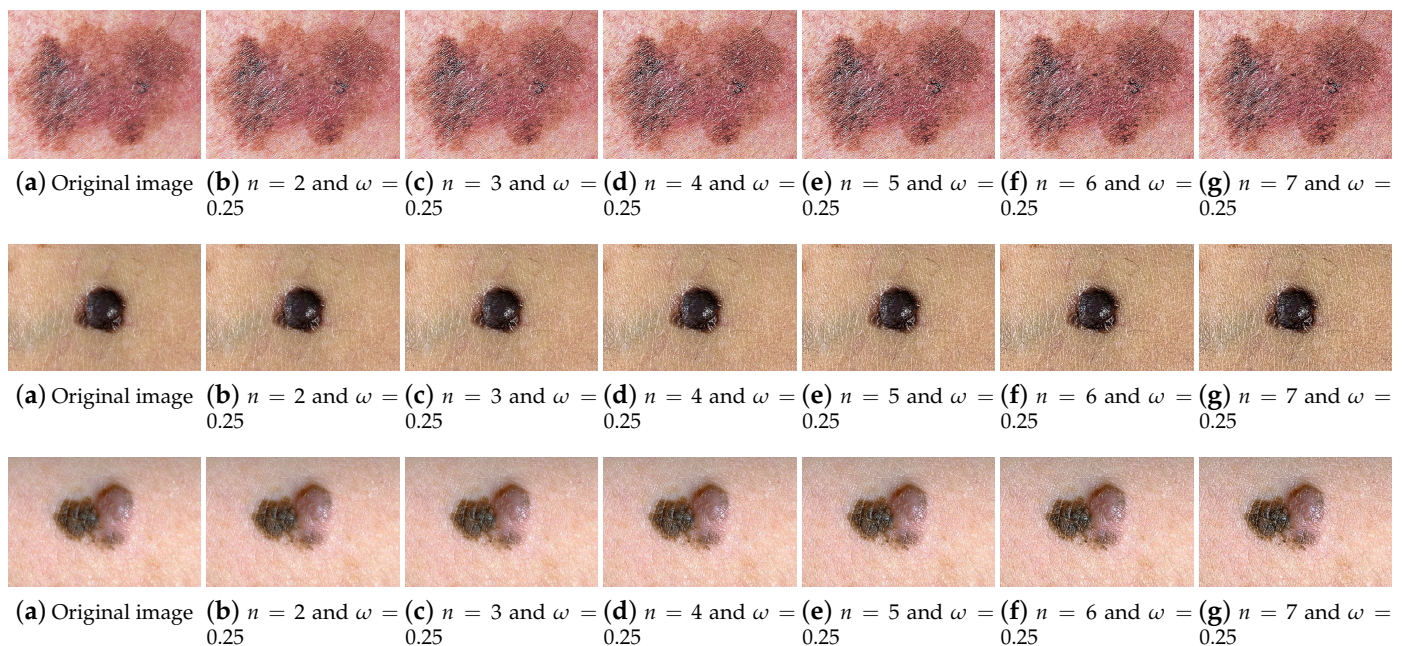


Figure 6. Visual results obtained by MGRTH in the different iterations.

4.2. Comparison of the Proposed Algorithm with State-of-the-Art Algorithms

MGRTH was compared with histogram-based algorithms: HE, BBHE, MMBEHE, and QHELC. These are good at improving the contrast and average brightness of medical images. It was also compared with competitive algorithms based on multi-scale MM: geodesic reconstruction multi-scale morphological contrast enhancement (GRMMCE) [23], and multi-scale morphological approach to local contrast enhancement by reconstruction (MMALCER) [39]. These are good at improving the local contrast of the images.

Table 2 shows the parameters of the algorithms based on multi-scale MM. The parameters ω of the algorithms presented in [23,39] are used in the reference articles.

Table 2. Parameters of the algorithms based on multi-scale MM.

Algorithms	Initial Structuring Element (Disk)		Number of Iterations	Contrast Setting Weight
	H	H'		
MGRTH	1	-	[2–20]	0.25
GRMMCE [23]	1	-	[2–20]	1
MMALCER [39]	1	-	[2–20]	0.5

4.2.1. Numerical Results

In Figure 7, it can be observed that as n grows and starting from $n = 4$, MGRTH obtains higher image entropy with respect to the compared algorithms. This gives an indication that the proposed algorithm is good at improving image detail. In Figure 7, the entropy value of the original image I is also added.

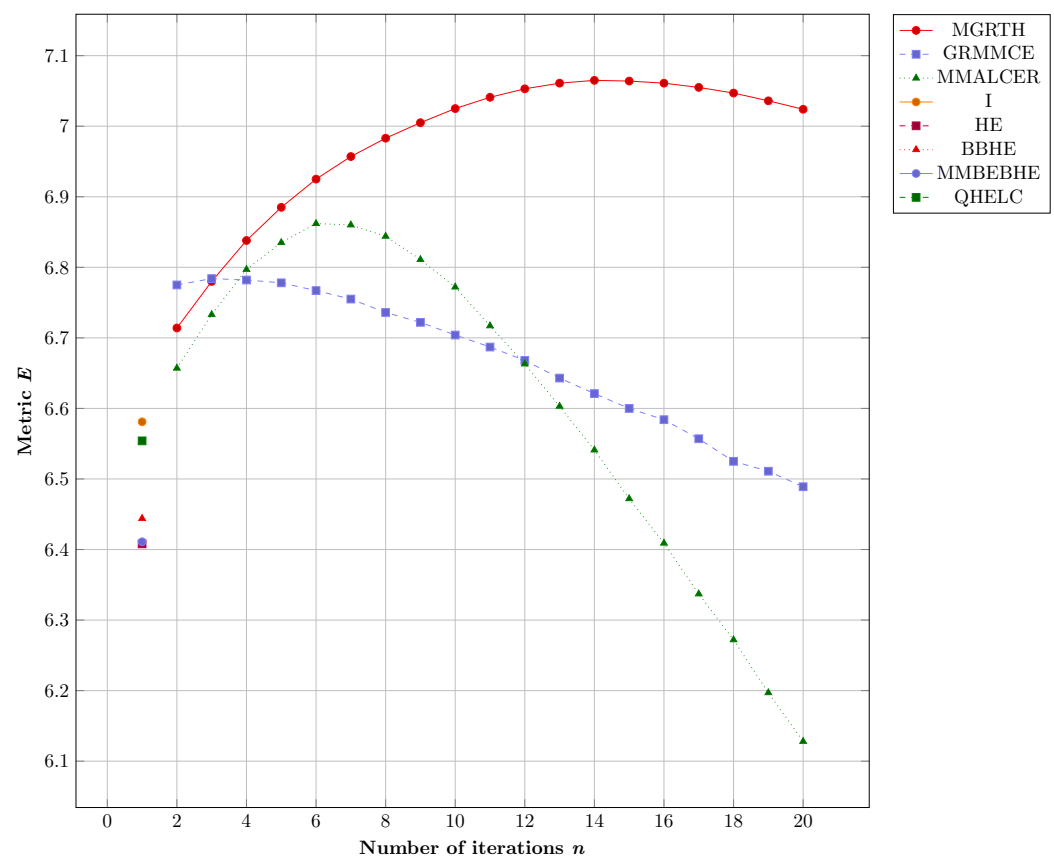


Figure 7. Comparison with respect to metric E.

Table 3 shows the average results obtained by the compared algorithms. For the algorithms based on the multiscale top-hat transform the value of $n = 4$ was considered. The best average results are highlighted in bold.

Table 3. Average results obtained by the compared algorithms.

Algorithms	E	REC	PSNR
I	6.581	-	-
MGRTH	6.838	1.049	28.018
GRMMCE	6.782	1.054	28.109
MMALCER	6.797	1.044	29.032
HE	6.408	1.249	12.420
BBHE	6.444	1.241	17.191
MMBEBHE	6.411	1.186	20.223
QHELC	6.554	1.024	38.342

The average results in Table 3 show that:

- MGRTH has better average performance according to the E metric, indicating that the approach enhances the details of melanoma images;
- Among the algorithms based on the multiscale top-hat transform, MGRTH is the second best performer for PSNR. This means that it introduces low distortion to the images;
- According to the REC metric, all compared algorithms enhance images on average.

In the Wilcoxon signed rank test, the differences of the q -pairs of observations are calculated, and based on these differences in absolute value, order ranks are assigned. In Table 4 the number of positive ranks observed is presented, i.e., the number of times that the proposal has obtained higher values of the metric than the compared algorithm,

in the same way the number of negative ranks is observed, i.e., the number of times that the proposal has obtained lower values of the metric than the compared algorithm. The Wilcoxon statistic constitutes the sum of ranks (positive or negative) and for the number of pairs $q \geq 20$ can be considered to be approximately normally distributed [40]. In Table 4, the Z statistic of the standard normal distribution and the significance associated with the observed Wilcoxon statistic are presented.

Table 4. The Wilcoxon signed rank test for paired observations.

Algorithms		Metrics		
		E	REC	PSNR
MGRTH-I	Negative ranks	33	-	-
	Positive ranks	203	-	-
	Z	-11.55	-	-
	Sig. asymptotic (bilateral)	≈ 0	-	-
MGRTH-GRMMCE	Negative ranks	40	160	133
	Positive ranks	196	76	103
	Z	-10.871	-6.987	-1.63
	Sig. asymptotic (bilateral)	≈ 0	≈ 0	0.103
MGRTH-MMALCER	Negative ranks	32	29	232
	Positive ranks	204	207	4
	Z	-10.188	-11.524	-13.267
	Sig. asymptotic (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0
MGRTH-HE	Negative ranks	6	218	4
	Positive ranks	230	18	232
	Z	-13.228	-12.981	-13.287
	Sig. asymptotic (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0
MGRTH-BBHE	Negative ranks	8	214	15
	Positive ranks	228	22	221
	Z	-13.156	-12.789	-12.698
	Sig. asymptotic (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0
MGRTH-MMBEBHE	Negative ranks	9	212	30
	Positive ranks	227	24	206
	Z	-13.167	-12.547	-11.935
	Sig. asymptotic (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0
MGRTH-QHELC	Negative ranks	24	48	232
	Positive ranks	212	188	4
	Z	-12.182	-10.467	-13.303
	Sig. asymptotic (bilateral)	≈ 0	≈ 0	≈ 0

After analyzing the results (level of statistical significance $\alpha=0.01$), the following can be observed:

- The proposed algorithm has obtained higher values in the E metric than the other evaluated algorithms;
- For the REC metric, the proposed algorithm has obtained lower values than the HE, BBHE and MMBEBHE algorithms, and higher values than those obtained by QHELC and MMALCER;
- For the PSNR metric, the proposed algorithm has obtained lower values than the GRMMCE, MMALCER, and QHELC algorithms, and higher values than those obtained by HE, BBHE, and MMBEBHE.

4.2.2. Visual Assessment by the Dermatologist

In Figures 8 and 9, the images enhanced with different state-of-the-art algorithms can be visualized. The images obtained by the multiscale MM based algorithms use an iteration number $n = 4$.

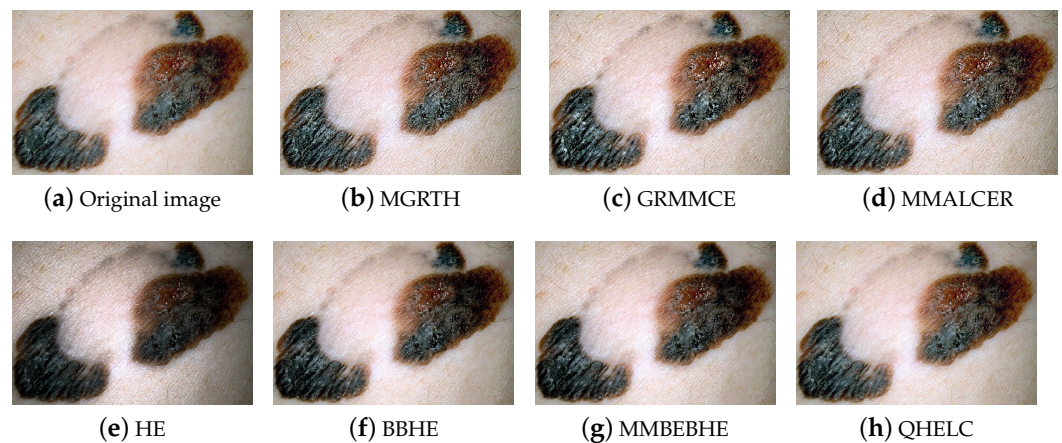


Figure 8. Malignant image. Visual results obtained by the algorithms.

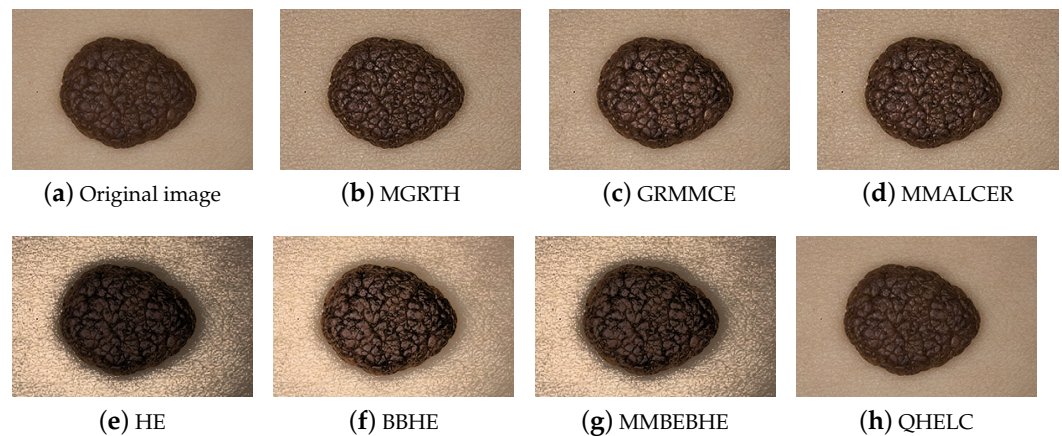


Figure 9. Benign image. Visual results obtained by the algorithms.

It can be seen that MGRTH and MMALCER are the algorithms that preserve the most features and provide the best sharpness. They also avoid adding unnecessary brightness and improve the visualization of circumscribed skin. These algorithms are possibly the most applicable for dermoscopic image assessment and classification.

5. Conclusions

In this work, a contrast and detail enhancement algorithm was presented. The proposed algorithm is based on multi-scale morphological operations. The extraction of features from the medical images is performed by combining the operations of the classic top-hat with the top-hat by reconstruction. This combination of operations is used at multiple scales, which are finally added to the image in a strategic way to enhance the useful features of the image, such as details and edges.

The numerical and visual results show that MGRTH improves the contrast of melanoma images according to REC metrics and is superior to comparative algorithms in improving details images according to E metric. Among the multiscale top-hat transform-based algorithms compared, MGRTH is the second one that introduces low distortion in the process of detail improvement and contrast enhancement.

For future work this algorithm may be useful for preprocessing images before using deep learning applications for segmentation, detection or classification purposes.

Author Contributions: Conceptualization, J.C.M.-R.; methodology, J.C.M.-R.; software, J.C.M.-R.; validation, J.L.V.N., H.L.-A., J.F., L.A.S.T.; formal analysis, M.G.-T., D.P.P.-R. and J.D.M.-R.; investigation, J.C.M.-R.; resources, J.L.V.N.; data curation, J.C.M.-R., L.R.B.P. and D.N.L.C.; writing—original draft preparation, J.C.M.-R., J.L.V.N., M.G.-T., J.F.; writing—review and editing, J.L.V.N., M.G.-T., H.L.-A., J.F., D.P.P.-R. and J.D.M.-R.; visualization, S.A.G., L.S.R., L.A.S.T.; supervision, H.L.-A.; project administration, J.L.V.N.; funding acquisition, H.L.-A., J.L.V.N. All authors have read and agreed to the published version of the manuscript.

Funding: This research was funded by CONACYT-Paraguay grant numbers PINV18-1199 and POSG17-53.

Institutional Review Board Statement: Not applicable.

Informed Consent Statement: Not applicable.

Data Availability Statement: The database used in this work contains 236 color images of benign and malignant melanocytic lesions and used in [33].

Conflicts of Interest: The authors declare no conflict of interest.

References

1. Liu, H.; Wang, Z. Perceptual Quality Assessment of Medical Images. In *Encyclopedia of Biomedical Engineering*; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 2019; pp. 588–596.
2. Sequeira, A.; Joao, A.; Tiago, J.; Gambaruto, A. Computational advances applied to medical image processing: An update. *Open Access Bioinform.* **2016**, *8*, 1–15. [\[CrossRef\]](#)
3. Gonzalez, R.; Woods, R. *Digital Image Processing*, 2nd ed.; Prentice Hall: Englewood Cliffs, NJ, USA, 2002; Volume 793.
4. Zhang, G.; Yan, P.; Zhao, H.; Zhang, X. A Contrast Enhancement Algorithm for Low-Dose CT Images Based on Local Histogram Equalization. In Proceedings of the 2008 2nd International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering, Shanghai, China, 16–18 May 2008.
5. Veluchamy, M.; Subramani, B. Image contrast and color enhancement using adaptive gamma correction and histogram equalization. *Optik* **2019**, *183*, 329–337. [\[CrossRef\]](#)
6. Kim, Y.T. Contrast enhancement using brightness preserving bi-histogram equalization. *IEEE Trans. Consum. Electron.* **1997**, *43*, 1–8.
7. Wang, Y.; Chen, Q.; Zhang, B. Image enhancement based on equal area dualistic sub-image histogram equalization method. *IEEE Trans. Consum. Electron.* **1999**, *45*, 68–75. [\[CrossRef\]](#)
8. Chen, S.D.; Ramli, A. Minimum mean brightness error bi-histogram equalization in contrast enhancement. *IEEE Trans. Consum. Electron.* **2003**, *49*, 1310–1319. [\[CrossRef\]](#)
9. Pineda, I.A.B.; Caballero, R.D.M.; Silva, J.J.C.; Román, J.C.M.; Noguera, J.L.V. Quadri-histogram equalization using cutoff limits based on the size of each histogram with preservation of average brightness. *Signal Image Video Process.* **2019**, *13*, 843–851. [\[CrossRef\]](#)
10. Bai, X.; Zhou, F.; Xue, B. Image enhancement using multi scale image features extracted by top-hat transform. *Opt. Laser Technol.* **2012**, *44*, 328–336. [\[CrossRef\]](#)
11. Hassanpour, H.; Samadiani, N.; Salehi, S.M. Using morphological transforms to enhance the contrast of medical images. *Egypt. J. Radiol. Nucl. Med.* **2015**, *46*, 481–489. [\[CrossRef\]](#)
12. Arya, A.; Bhateja, V.; Nigam, M.; Bhaduria, A.S. Enhancement of Brain MR-T1/T2 Images Using Mathematical Morphology. In *Information and Communication Technology for Sustainable Development*; Springer: Singapore, 2019; pp. 833–840.
13. Román, J.C.M.; Noguera, J.L.V.; Legal-Ayala, H.; Pinto-Roa, D.; Gomez-Guerrero, S.; García-Torres, M. Entropy and Contrast Enhancement of Infrared Thermal Images Using the Multiscale Top-Hat Transform. *Entropy* **2019**, *21*, 244. [\[CrossRef\]](#)
14. Soille, P. *Morphological Image Analysis*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2004.
15. Damian, F.A.; Moldovanu, S.; Dey, N.; Ashour, A.S.; Moraru, L. Feature Selection of Non-Dermoscopic Skin Lesion Images for Nevus and Melanoma Classification. *Computation* **2020**, *8*, 41. [\[CrossRef\]](#)
16. Aswini, S.; Suresh, A.; Priya, S.; Krishna, B.V.S. Retinal Vessel Segmentation Using Morphological Top Hat Approach On Diabetic Retinopathy Images. In Proceedings of the 2018 Fourth International Conference on Advances in Electrical, Electronics, Information, Communication and Bio-Informatics (AEEICB), Chennai, India, 27–28 February 2018. [\[CrossRef\]](#)
17. Mukhopadhyay, S.; Chanda, B. A multiscale morphological approach to local contrast enhancement. *Signal Process.* **2000**, *80*, 685–696. [\[CrossRef\]](#)
18. Peng, B.; Wang, Y.; Yang, X. A Multiscale Morphological Approach to Local Contrast Enhancement for Ultrasound Images. In Proceedings of the 2010 International Conference on Computational and Information Sciences, Chengdu, China, 17–19 December 2010.
19. Kamra, A.; Jain, V.K. Enhancement of subtle signs in mammograms using multiscale morphological approach. In Proceedings of the 2013 IEEE Point-of-Care Healthcare Technologies (PHT), Bangalore, India, 16–18 January 2013.

20. Bai, X. Morphological feature extraction for detail maintained image enhancement by using two types of alternating filters and threshold constrained strategy. *Optik* **2015**, *126*, 5038–5043. [\[CrossRef\]](#)
21. Wang, G.; Wang, J.; Li, M.; Zheng, Y.; Wang, K. Hand Vein Image Enhancement Based on Multi-Scale Top-Hat Transform. *Cybern. Inf. Technol.* **2016**, *16*, 125–134. [\[CrossRef\]](#)
22. Landini, G.; Galton, A.; Randell, D.; Fouad, S. Novel applications of discrete mereotopology to mathematical morphology. *Signal Process. Image Commun.* **2019**, *76*, 109–117. [\[CrossRef\]](#)
23. Román, J.C.M.; Escobar, R.; Martínez, F.; Noguera, J.L.V.; Legal-Ayala, H.; Pinto-Roa, D.P. Medical Image Enhancement With Brightness and Detail Preserving Using Multiscale Top-hat Transform by Reconstruction. *Electron. Notes Theor. Comput. Sci.* **2020**, *349*, 69–80. [\[CrossRef\]](#)
24. Román, J.C.M.; Fretes, V.R.; Adorno, C.G.; Silva, R.G.; Noguera, J.L.V.; Legal-Ayala, H.; Mello-Román, J.D.; Torres, R.D.E.; Facon, J. Panoramic Dental Radiography Image Enhancement Using Multiscale Mathematical Morphology. *Sensors* **2021**, *21*, 3110. [\[CrossRef\]](#)
25. Nasr-Esfahani, E.; Samavi, S.; Karimi, N.; Soroushmehr, S.; Ward, K.; Jafari, M.; Felfeliyan, B.; Nallamothu, B.; Najarian, K. Vessel extraction in X-ray angiograms using deep learning. In Proceedings of the 2016 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Orlando, FL, USA, 16–20 August 2016. [\[CrossRef\]](#)
26. Wang, Y.L.; Mu, S.S. Edge Detection Algorithm Based on the Top-hat Operator. In *DEStech Transactions on Computer Science and Engineering*; DEStech Publications: Lancaster, PA, USA, 2017.
27. Bai, X. Morphological image fusion using the extracted image regions and details based on multi-scale top-hat transform and toggle contrast operator. *Digit. Signal Process.* **2013**, *23*, 542–554. [\[CrossRef\]](#)
28. Fazlali, H.R.; Karimi, N.; Soroushmehr, S.M.R.; Shirani, S.; Nallamothu, B.K.; Ward, K.R.; Samavi, S.; Najarian, K. Vessel segmentation and catheter detection in X-ray angiograms using superpixels. *Med. Biol. Eng. Comput.* **2018**, *56*, 1515–1530. [\[CrossRef\]](#)
29. Sengar, N.; Dutta, M.K. Automated method for hierarchal detection and grading of diabetic retinopathy. *Comput. Methods Biomech. Biomed. Eng. Imaging Vis.* **2017**, *1163*, 1–11. [\[CrossRef\]](#)
30. Atli, İ.; Gedik, O.S. Sine-Net: A fully convolutional deep learning architecture for retinal blood vessel segmentation. *Eng. Sci. Technol. Int. J.* **2021**, *24*, 271–283. [\[CrossRef\]](#)
31. Zuiderveld, K. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization. In *Graphic Gems IV*; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 1994; pp. 474–485. [\[CrossRef\]](#)
32. Lantuejoul, C.; Maisonneuve, F. Geodesic methods in quantitative image analysis. *Pattern Recognit.* **1984**, *17*, 177–187. [\[CrossRef\]](#)
33. Beuren, A.T.; Janasiewicz, R.; Pinheiro, G.; Grando, N.; Facon, J. Skin melanoma segmentation by morphological approach. In Proceedings of the International Conference on Advances in Computing, Communications and Informatics—ICACCI '12, Chennai, India, 3–5 August 2012; ACM Press: New York, NY, USA, 2012. [\[CrossRef\]](#)
34. Schneider, C.A.; Rasband, W.S.; Eliceiri, K.W. NIH Image to ImageJ: 25 years of image analysis. *Nat. Methods* **2012**, *9*, 671–675. [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)
35. Legland, D.; Arganda-Carreras, I.; Andrey, P. MorphoLibJ: Integrated library and plugins for mathematical morphology with ImageJ. *Bioinformatics* **2016**, *32*, 3532–3534. [\[CrossRef\]](#) [\[PubMed\]](#)
36. Zhao, C.; Wang, Z.; Li, H.; Wu, X.; Qiao, S.; Sun, J. A new approach for medical image enhancement based on luminance-level modulation and gradient modulation. *Biomed. Signal Process. Control* **2019**, *48*, 189–196. [\[CrossRef\]](#)
37. Salem, N.; Malik, H.; Shams, A. Medical image enhancement based on histogram algorithms. *Procedia Comput. Sci.* **2019**, *163*, 300–311. [\[CrossRef\]](#)
38. Joseph, J.; Periyasamy, R. A fully customized enhancement scheme for controlling brightness error and contrast in magnetic resonance images. *Biomed. Signal Process. Control* **2018**, *39*, 271–283. [\[CrossRef\]](#)
39. Bai, X. Image enhancement through contrast enlargement using the image regions extracted by multiscale top-hat by reconstruction. *Optik* **2013**, *124*, 4421–4424. [\[CrossRef\]](#)
40. Walpole, R.E.; Myers, R.H.; Myers, S.L.; Cruz, R. *Probabilidad y Estadística*; McGraw-Hill: Mexico City, Mexico, 1992; Volume 624.