



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería.
Doctorado en Mecatrónica

Segmentación de imágenes a color por medio de constancia de color y eliminación de sombras basado en espacios de color intuitivos

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de
Doctor en Mecatrónica

Presenta:

Gilberto Alvarado Robles

Dirigido por:

Dr. Luis Alberto Morales Hernández

Centro Universitario, Querétaro, Qro.
Marzo del 2022
México



Universidad Autónoma de Querétaro
Facultad de Ingeniería.
Doctorado en Mecatrónica

Segmentación de imágenes a color por medio de constancia de color y eliminación de sombras basado en espacios de color intuitivos

Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el grado de
Doctor en Mecatrónica

Presenta:

Gilberto Alvarado Robles

Dirigido por:

Dr. Luis Alberto Morales Hernández

Dr. Luis Alberto Morales Hernández
Presidente

Dr. Roque Alfredo Osornio Ríos
Secretario

Dr. Irving Armando Cruz Albarrán
Vocal

Dr. Marco Antonio Garduño Ramón
Suplente

Dr. Emmanuel Reséndiz Ochoa
Suplente

Centro Universitario, Querétaro, Qro.
Marzo del 2022
México

RESUMEN

A través del uso cada vez mayor de vehículos aéreos no tripulados como herramientas de detección remota, las sombras se vuelven evidentes en las imágenes aéreas; este hecho, junto con la mayor resolución espacial obtenida por cámaras montadas de alta resolución, presenta un problema desafiante al realizar diferentes tareas de procesamiento de imágenes relacionadas con el monitoreo de áreas urbanas. En consecuencia, los trabajos informados sobre el estado del arte pueden corregir las regiones de sombra, pero la heterogeneidad entre las áreas de sombra corregidas y sin sombra sigue siendo evidente y especialmente notable en las regiones de hormigón y asfalto. El presente trabajo presenta un conjunto de metodologías: 1) un algoritmo de detección de sombras, en el cual se ejecuta la detección de sombras separando los canales rojo, verde, azul y un canal adicional de baja saturación en máscaras individuales; una vez creadas esas máscaras, la tarea de detección de sombras se lleva a cabo píxel por píxel con la ayuda de un árbol de decisiones y descriptores estadísticos extraídos de la imagen; 2) un algoritmo de corrección de sombras que usa como base la transferencia de color local para la eliminación de sombras que se basa en el espacio de color CIE L^*a^*b (Luminosidad, a y b) que considera las diferencias cromáticas en las regiones urbanas, y es seguido por un ajuste de color utilizando el Espacio de color HSV; y 3) un algoritmo de segmentación de color en imágenes aéreas urbanas, este algoritmo hace uso igualmente de la separación de los colores de baja saturación para mejorar la segmentación de regiones de asfalto y concreto, asistido por una modificación del espacio de color HSV. La comparación cualitativa se ejecutó sobre los métodos de detección, remoción de sombras y la segmentación de color, mientras que para los métodos de detección y eliminación de sombras se ejecutó la comparación cuantitativa. La comparación cualitativa y cuantitativa demostró que los métodos propuestos mejoran los resultados del procesamiento de color en imágenes aéreas que contienen escenas urbanas.

(Palabras clave: Espacio de color, RGB, HSV, IHSL, HSI, HCL, segmentación, color, visión)

SUMMARY

Through the increasing use of unmanned aerial vehicles as remote sensing tools, shadows are becoming apparent in aerial imagery; this fact, together with the higher spatial resolution obtained by high-resolution mounted cameras, presents a challenging problem when performing different image processing tasks related to monitoring urban areas. Accordingly, state-of-the-art reported works may correct for shadow regions, but heterogeneity between corrected and non-shadow areas remains evident and especially noticeable in concrete and asphalt regions. This paper presents a set of methodologies: 1) a shadow detection algorithm, in which shadow detection is performed by separating the red, green, blue channels and an additional low saturation channel in individual masks; once these masks are created, the shadow detection task is carried out pixel by pixel with the help of a decision tree and statistical descriptors extracted from the image; 2) a shadow correction algorithm based on local color transfer for shadow removal based on the CIE L*a*b (Luminosity, a y b) color space that considers chromatic differences in urban regions, and is followed by a color adjustment using the HSV Color Space; and 3) a color segmentation algorithm in urban aerial images, this algorithm also makes use of theseparation of low saturation colors to improve the segmentation of asphalt and concrete regions, assisted by a modification of the HSV color space. The qualitative comparison wascarried out on the detection, shadow removal and color segmentation methods, while the quantitative comparison was carried out for the detection and shadow removal methods. The qualitative and quantitative comparison showed that the proposed methods improve the results of color processing in aerial images containing urban scenes.

(Key words: Color space, HSV, IHSL, HIS, HCL, Drone, Segmentation, vision)

DEDICATORIAS

Dedicado a la memoria del Dr. Iván Ramón Terol Villalobos, un gran profesional y ser humano que fue de gran influencia en el presente trabajo.

AGRADECIMIENTOS

Agradezco a CONACyT por la beca otorgada (**487077**) ya que fue clave para poder obtener el grado y gran colaboración para la conclusión de mis estudios de doctorado.

INDICE GENERAL

RESUMEN	I
SUMMARY.....	II
DEDICATORIAS	III
AGRADECIMIENTOS	IV
INDICE GENERAL	IV
INDICE DE FIGURAS.....	VIII
INDICE DE TABLAS.....	XI
1. INTRODUCCIÓN.....	1
1.1 ANTECEDENTES.....	1
1.2 JUSTIFICACIÓN	14
1.3 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA	16
1.4 HIPÓTESIS.....	18
2. OBJETIVOS.....	18
2.1 OBJETIVO GENERAL	18
2.2 OBJETIVOS PARTICULARES.....	18
3. FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA	19
3.1 IMAGEN	19
3.2 FORMACIÓN DE UNA IMAGEN.....	19
3.3 PROCESAMIENTO DE IMÁGENES.....	21
3.4 FILTRO MORFOLÓGICO.....	22
3.4.1 <i>Apertura y cerradura.....</i>	<i>22</i>
3.4.2 <i>Filtros alternados secuenciales</i>	<i>23</i>
3.4.3 <i>Filtro morfológico por reconstrucción</i>	<i>23</i>
3.4.4 <i>Segmentación por watershed.....</i>	<i>24</i>
3.4.5 <i>Detección de mínimos</i>	<i>25</i>
3.4.6 <i>Imposición de Mínimos.....</i>	<i>25</i>

3.4.7	<i>Mínimos Dinámicos</i>	26
3.5	GAMUT.....	27
3.6	PROBLEMAS EN EL PROCESAMIENTO COLOR (ÓRDENES Y RETÍCULAS)	27
3.7	ESPACIOS DE COLOR	32
3.7.1	<i>Espacio de Color RGB</i>	32
3.7.2	<i>Espacios de Color Perceptualmente Uniformes</i>	33
3.7.3	<i>Espacios de Color Intuitivos</i>	36
3.8	APARICIÓN DE SOMBRAS EN IMÁGENES DIGITALES	40
3.8.1	<i>Métodos de Reintegración</i>	41
3.8.2	<i>Métodos de re-alumbrado</i>	42
3.8.3	<i>Métodos basados en parches</i>	42
3.8.4	<i>Métodos de transferencia de color</i>	43
3.9	PERCEPCIÓN VISUAL HUMANA.....	45
3.10	VEHÍCULO AÉREO NO TRIPULADO.....	47
4.	METODOLOGÍA	49
4.1	CAPTURA DE IMÁGENES.....	49
4.2	CONSTANCIA DE COLOR	52
4.3	DETECCIÓN DE SOMBRAS	53
4.3.1	<i>Creación de Máscara</i>	56
4.3.2	<i>Clasificación</i>	58
4.4	ELIMINACIÓN DE SOMBRAS.....	62
4.4.1	<i>Algoritmo de transferencia de color</i>	64
4.4.2	<i>Ajuste del color</i>	66
4.5	ALGORITMO DE SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES POR CONSTANCIA DE COLOR.....	68
4.5.1	<i>Segmentación de imágenes</i>	69
5.	RESULTADOS.....	76
5.1	DETECCIÓN DE SOMBRAS	77
5.2	ELIMINACIÓN DE SOMBRAS.....	81
5.3	SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES POR CONSTANCIA DE COLOR.....	94
5.4	SEGMENTACIÓN DE IMÁGENES CORREGIDAS.....	99

6. CONCLUSIONES.....	101
7. REFERENCIAS	102

INDICE DE FIGURAS

Figura 1. a) Imagen original, b) apertura tamaño 3 y c) cerradura tamaño 3 c).	22
Figura 2. a) Imagen original y b) el cálculo de filtro alternado.	23
Figura 3. a) Imagen original y b) su cerradura por reconstrucción tamaño 3.	24
Figura 4. Proceso de aplicación de la Watershed, a) mascara, b) mínimos y c) la aplicación del watershed	25
Figura 5. Mínimos dinámicos de una imagen, a) mínimos con Th de 30, b) con un Th 50 y c) 75.	27
Figura 6 . a) Imagen Original, b) - f) Erosionados de a) para $g_o = \{0, 60, 120, 180, 255\}$	31
Figura 7. Eliminación y detección de sombras, donde a) muestra la imagen original, b) la máscara de sombras, c) y d) los resultados de corrección de sombras.....	44
Figura 8. Eliminacion de sombras con transferencia de color.....	44
Figura 9. Percepción de la luz reflejada sobre una superficie.	45
Figura 10. Longitudes de onda y rango del espectro visible.	46
Figura 11. Células oculares, bastones y conos (Tresguerres et al., 1999).....	47
Figura 12. Dron DJI S1000.....	48
Figura 13. Diagrama de metodología general propuesta	49
Figura 14. Drone DJI s1000 durante la captura de imágenes.....	50
Figura 15. Casos de estudio capturados con el dron, a) Autopista (Caso 1), b) Zona urbana en la ciudad de Querétaro (Caso 2), c) Curva en la ciudad de Querétaro (Caso 3), d) y e) Zona urbana de San Juan del Río (Caso 4 y5), y f) una imagen de autopista (caso 6).....	51

Figura 16. a) Escena urbana, y sus canales b) H y c) S.....	53
Figura 17. Metodología propuesta para la detección de sombras en imágenes aéreas.	55
Figura 18. Detalles del proceso de detección de sombras.....	56
Figura 19. Separación de canales en la imagen de entrada.....	58
Figura 20. Árbol de decisión para la detección de sombras.....	61
Figura 21. Figura 21. a) Imagen original y b) la máscara de sombras calculada.....	62
Figura 22. Metodología propuesta para la detección de sombras en imágenes aéreas.	64
Figura 23. a) Imagen de entrada y b) el resultado de transferencia de color	66
Figura 24. a) Resultado de transferencia de color, b) resultado del ajuste decolor.....	68
Figura 25. Metodología propuesta para la segmentación de colores de una imagen	70
Figura 26. Acomodo de valores en los histogramas cromático y acromático.....	72
Figura 27. a) Vertientes, b) selección de valor del tono de gris en las coordenadas	74
Figura 28. a) Histograma cromático, b) cerradura, c) Filtro alternado, d) mínimos regionales, e) Watershed, f) Vertientes y g) Segmentación propuesta.....	76
Figura 29. Imágenes originales (a), (c), (e) y (g); y el resultado de detección de sombras en (b), (d), (f) y (h).....	78
Figura 30. a), c), e) y g) muestran las imágenes originales y b), d), f)	79
Figura 31. Resultados de corrección de iluminación para los casos de estudio a) 1, b) 2 y c) 3; Resultados del método SMGAN para los casos de estudio d) 1, e) 2 y f) 3; resultados de transferencia de color para los casos de estudio g) 1, h) 2 e i) 3; resultados del método SynShadow para los casos de estudio j) 1, k) 2 y l) 3; resultados del método propuesto para los casos de estudio m) 1, n) 2 y o) 3	85

Figura 32. Resultados de corrección de iluminación para los casos de estudio a) 4, b) 5 y c) 6; Resultados del método SMGAN para los casos de estudio d) 4, e) 5 y f) 6; resultados de transferencia de color para los casos de estudio g) 4, h) 5 e i) 6; resultados del método SynShadow para los casos de estudio j) 1, k) 2 y l) 3; resultados del método propuesto para los casos de estudio m) 1, n) 2 y o) 3 87

Figura 33. Comparación de los diferentes métodos probados para validar la metodología propuesta. 88

Figura 34. Imágenes de entrada, casos de estudio a) 1, b) 2 y c) 3; Resultados del método De 95

Figura 35. Imágenes de entrada, casos de estudio a) 4, b) 5 y c) 6; Resultados del método De 97

Figura 36. Segmentación de la imagen corregida del caso de estudio 1 con el método de segmentación propuesto (a), segmentación cromática con histograma rectangular (b) y K-means clustering (c); Segmentación de la imagen corregida del caso de estudio 2 con el método de segmentación propuesto (d), segmentación cromática con histograma rectangular (e) y K-means clustering (f); y Segmentación de la imagen corregida del caso de estudio 3 con el método de segmentación propuesto (g), segmentación cromática con histograma rectangular (h) y K-means clustering (i)..... 99

Figura 37. Segmentación de la imagen corregida del caso de estudio 4 a) con el método de 100

INDICE DE TABLAS

Tabla 1. Áreas medidas para Histograma cromático con mínimos regionales ¡Error!

Marcador no definido.

Tabla 2. Áreas medidas para Histograma cromático con mínimos dinámicos..... ¡Error!

Marcador no definido.

Tabla 3. Valor LCE calculado en el caso de uso de mínimos regionales ¡Error! **Marcador no**

definido.

Tabla 4. Valor LCE calculado en el caso de uso de mínimos dinámicos ¡Error! **Marcador no**

definido.

1. INTRODUCCIÓN

1.1 Antecedentes

La correcta percepción del color es una tarea fundamental en el procesamiento de imágenes dado que es de suma importancia en múltiples trabajos de investigación desarrollados recientemente a nivel académico e industrial (Liu et al., 2015). Se pueden mencionar varios ejemplos en los cuales es utilizado el procesamiento de imágenes en aplicaciones específicas, de las cuales pueden ser mencionadas en agricultura (Torres-Sánchez et al., 2014, Su et al., 2017, Liu et al., 2017, Ebrahimi et al., 2017); en el área de mecatrónica (Liang et al., 2017, Stefas et al., 2016, Marianandam, 2016, Jampana, 2010); en sistemas de robótica, estos vienen equipados con sensores de visión para distinguir entre objetos de diferentes colores y formas (Lu et al., 2017, Guo et al., 2017, Mohamed, 2016, Wen, 2017), en procesos industriales es necesario usar segmentaciones para diferenciar zonas y objetos de interés (Jian et al., 2017; Fernández-Robles et al., 2017; Ding et al., 2017; DeCost & Holm, 2017), para poder realizar mediciones en el área mecánica (Ye et al., 2016; Cheng and Kawaguchi, 2015; Zheng 2016; Shen, 2012), en topografía el uso de imágenes color permite diferenciar regiones con ciertas características unas de otras (Vasuki et al., 2014; Yahyanejad & Rinner, 2015; Lin et al. 2015; Lucier et al. 2014), y finalmente en medicina las imágenes multi rango permiten detectar enfermedades con ciertas características (Zortea et al., 2014; Khan et al., 2014; Ilunga-Mbuyamba et al. 2017; Garduño-Ramón et al., 2017),

entre otros. En concreto, los vehículos aéreos no tripulados (UAV) se han utilizado cada vez más en los últimos años; recientemente, esta tecnología ha tenido lugar en las áreas de detección de objetos (Wu et al., 2021, Zhang et al., 2021, Tian et al., 2021), agricultura (Al-Naji et al., 2021, Radoglou-Grammatikis et al., 2020, Hamuda et al., 2017) y análisis de zonas urbanas (Isibue & Pingel, 2020, Lyu et al., 2020, Shao et al., 2021). Dentro de las aplicaciones enfocadas en áreas urbanas, la presencia de sombras proyectadas y sombras propias en imágenes aéreas también puede causar distorsión de forma en los objetos y pérdida de información de color (Ghandour & Jezzini, 2018) ya que las características de la superficie urbana son bastante complejas con una gran variedad de sombras resultantes de oclusión causada por edificios, puentes y árboles (Mo et al. 2018). También se sabe que en las imágenes aéreas en color, las características del color son descriptores válidos que simplifican la identificación de las características de las aplicaciones de interpretación visual (Silva et al., 2018); este hecho aumenta la necesidad de nuevas metodologías para la eliminación de sombras que puedan recuperar información de color y textura de imágenes aéreas.

Dentro de los trabajos desarrollados con procesamiento de imágenes se pueden encontrar trabajos que se basan en diversos tipos de métodos de los cuales se pueden ejemplificar en los que se realizan segmentación de una imagen, entre los cuales puede ser mencionado el trabajo de investigación en el que se realiza una inspección de un proceso de empaquetado de piezas (Xu et al., 2016), otro ejemplo que puede ser mencionado en segmentación de regiones de una imagen es

el desarrollado por Lin et al. (2015) en el cual se hace la segmentación de árboles individuales en imágenes aéreas; así también el conteo de objetos en el que mencionando ejemplos, en el que se desarrolló un algoritmo inteligente basado en la transformada bi-dimensional de Fourier, con el cual se realiza el conteo de moscas (Sun et al., 2017), otro ejemplo a mencionar en el conteo de objetos, del cual un ejemplo es el desarrollado por Kocak y Sevgen (2017), en el cual se realiza la detección y conteo de personas en tiempo real; otro ejemplo resaltable de las aplicaciones del procesamiento de imágenes, son las aplicaciones enfocadas a procesos de control en base a posicionamiento en vehículos aéreos no tripulados (UAV) sin el uso de acelerómetros, obteniendo resultados en la simulación (Asl & Yoon, 2016).

En el presente trabajo se analizan tres principales enfoques en el desarrollo de metodologías de procesamiento de imágenes, los cuales son, segmentación de color, constancia de color y eliminación de sombras.

Otra de las variantes en el procesamiento de imágenes son metodologías que son, como ya se mencionó, las desarrolladas usando las características de color de la imagen, una de estas es las basadas en segmentación de color, la segmentación de color está basada en la separación de una imagen en regiones homogéneas; dentro de la segmentación de imágenes diversos métodos para su realización; se pueden mencionar que estos métodos pueden ser en

base a métodos de agrupamiento, del cual se puede mencionar la segmentación de colores usando histogramas bidimensionales mediante el uso de un agrupamiento morfológico y una

fusión de imágenes basada en selección de escalas (Lezoray & Charrier, 2009); otra forma de segmentación es mediante histogramas con thresholding (umbralización), del cual puede ser mencionado el trabajo realizado por Kurugollu et al. (2001) En el cual se realiza una segmentación basada en histogramas bidimensionales usando el espacio de color RGB, en el cual segmenta con el uso de multithresholding y fusión de imágenes, siendo este método de los más sencillos; otra manera de realizar segmentaciones es mediante colores en función a distancias como es el presentado el método en el cual se hace una unión de regiones basado en cuartiles para la segmentación de imágenes (Shih & Liu, 2016); los métodos de segmentación de imágenes antes mencionados son de gran importancia en los trabajos de investigación ya que nos permiten analizar características puntuales en una imagen específica, dando posibilidades de aplicación en varias áreas de estudio de las cuales pueden ser mencionados varios ejemplos como es la segmentación en imágenes termográficas para una mejor descripción de regiones en una imagen termográfica basado en escalas de color (Tan & Acharya, 2015), en el área de agricultura puede ser mencionado el trabajo desarrollado por Hu et al. (2017) en el cual se hace la segmentación de las regiones donde el trigo presenta lesiones manifestadas por un cambio de tonalidad de color. Se puede concluir en base en los ejemplos anteriores, que las aplicaciones son de gran importancia en el desarrollo de trabajos de investigación actualmente.

En los ambientes naturales, la percepción de los colores forma parte primordial de este estudio, la luz del sol (y del cielo por su interacción) cambia continuamente a lo largo del día, dando

como resultado un cambio sobre la señal de luz sobre el ojo. A pesar de estos cambios nuestra percepción es estable. En particular la estabilidad de las superficies de color bajo estos iluminación. Esta propiedad de invariancia ha sido asumida, de manera explícita o implícita, modelos de adaptación cromática con modelos como el de Von Kries (Lecca, M., & Messelodi, 2011) o Retinex (Wang et al., 2016). Esta extraordinaria adaptación por parte del sistema visual humano no lo es en el caso de las cámaras. En efecto, debido a la complejidad de las escenas naturales ocasionada por los cambios en la iluminación mutua y en la distribución de las sombras, estas imágenes representan el mayor reto en la extracción automática de atributos de las superficies de color. Se puede deducir en base al estado del arte, que el color en el procesamiento de imágenes es uno de los elementos de la misma más importantes para su análisis, sin embargo, cuando se captura una imagen que requiera un análisis en exteriores o en zonas donde la luz incide de diferente manera sobre la zona de interés, se pueden presentar muchas variaciones en el color en las regiones que están supuestas a tener un mismo tono (Forsyth, 1990), otra de las complicaciones en la constancia de color es la percepción de la tonalidad correcta de colores (Foster, 2011), las variaciones de estas condiciones pueden generar muchas complicaciones debido a las variaciones en las condiciones de iluminación, ya sea por luz artificial o luz natural, provocando variaciones en los resultados obtenidos durante el desarrollo de trabajos de investigación, por esta razón varios trabajos de investigación que tratan con esta problemática han sido desarrollados desde

varios años atrás (Arend & Reeves, 1986) y continua siendo tema de investigación hoy en día (Oh& Kim, 2017), el trabajo previamente mencionado muestra un método basado en una paleta de colores que se utiliza como referencia y aplicando redes neuronales al algoritmo propuesto para la constancia de color, otro trabajo es el desarrollado por Lin et al. (2016) en el cual se propone un método multi-señal para la determinación de la iluminación de la imagen en base a una referencia, otro trabajo que también trabaja con las condiciones empíricas de iluminación y su consecuente variación del percepción de color en una misma imagen (Zhang et al., 2015), otro trabajo es el desarrollado por Ebner (2009) en el que se propone un método basado en promedios locales de luminancia en una imagen para calcular su constancia de color, siendo un método sencillo pero efectivo; aunque los métodos antes mencionados presentan resultados resaltables todos ellos se basan en el cálculo de la luminancia, en estos no se puede asegurar que los resultados son óptimos, y a su vez es posible encontrar diferentes maneras de obtener la constancia de color (Logvinenko et al., 2015), otra de las características que se han trabajado en la percepción de los colores en la imagen es el que usa un modelo mejorado de Retinex para mejorar la visibilidad en imágenes aéreas que son tomadas con condiciones de neblina, en el cual se obtiene una mejora de la visibilidad (Liu et al., 2017).

Otra característica que es de consideración en los trabajos de investigación relacionados con color es la aparición de sombras, en una imagen cuando hay luz natural o luz artificial, es probable que dependiendo del ángulo de la captura de imágenes se presenten dichas sombras en diferentes

proporciones; por esta razón se han desarrollado métodos para la eliminación de sombras en diferentes áreas de estudio, un ejemplo es el desarrollado por Feng et al. (2014) Presenta un para la eliminación de sombras y nubes en tomas a las nubes tomando como referencia una en condiciones ideales, otro de los métodos desarrollados es el de eliminación de sombras mediante clasificación de los canales RGB (Movia et al., 2016), presentando buenos resultados que sin embargo presentan ciertas inconsistencias en las sombras que no corresponden a colores similares y contiguos entre sí, otro método que presenta resultados resaltables es el que usa de un 1D que representa una escala de grises hasta un 3D que incluye un paso de detección de contornos para la mejora de resultados (Finlayson et al., 2006), aunque los métodos presentados muestran buenos resultados, no se presenta una metodología que maneje la constancia de color y a su vez la eliminación de sombras, ambos factores son de gran importancia para el procesamiento de una imagen a color.

Recientemente, en el campo del aprendizaje profundo, se han utilizado arquitecturas de redes neuronales convolucionales (CNN) para mejorar los resultados de estos métodos de corrección de sombras (Khan et al., 2016). Además, Inoue et al. (2021) utilizan un enfoque relacionado con el aprendizaje profundo que utiliza redes antagónicas generativas (GAN) para realizar el proceso de detección y eliminación de sombras, donde propusieron un modelo SynShadow, el cual es un conjunto de datos a gran escala de trillizos de imágenes con sombras/sin sombras/mate, y la canalización para sintetizar los trillizos de manera realista.

Tang et al. (2020) propusieron recientemente una solución basada en una red neuronal antagonista (ANN); el objetivo de los autores era obtener un procedimiento de detección y eliminación de sombras cuidando la consistencia del color de la imagen en la región de la silueta de la máscara, este problema se aborda utilizando los algoritmos de característica multiescala y global (MSGF) y de característica de dirección (DF), lo que da como resultado una mejora en el índice de tasa de error de equilibrio (BER) para la detección de sombras y el índice de error cuadrático medio (RMSE) para la eliminación de sombras en comparación con las imágenes reales del conjunto de datos de trillizos de sombras de imagen (ISTD) y los conjuntos de datos públicos de Stony Brook University (SBU). Las soluciones ANN requieren un conjunto completo de datos de imágenes de entrenamiento, a veces producido por un proceso de transformación de imagen manual que podría requerir el tiempo de los expertos. Para una ANN de eliminación de sombras, la creación de máscaras de sombras podría realizarse manualmente o de manera automática con un algoritmo específico. Para el caso de soluciones basadas en GAN, como la publicada por Ding et al. (2019), el proceso de entrenamiento se describe como una tarea semisupervisada que no depende tanto de los datos supervisados para establecer los parámetros de su modelo, esta solución utiliza un proceso de generación de imágenes de aprendizaje profundo de eliminación de sombras de grano grueso a fino de varios pasos; sin embargo, las soluciones basadas en el esquema de procesamiento de aprendizaje profundo requieren una gran cantidad de potencia informática para el proceso de entrenamiento, ya que la cantidad de generaciones, el recuento de imágenes del conjunto de datos

de entrenamiento y el tamaño de los datos de entrada son sustancialmente grandes. Además de lo mencionado anteriormente, existen tamaños de entrada y salida de imagen preestablecidos para los modelos ANN, que requieren un cambio de tamaño en ambos extremos para calcular de manera efectiva los procesos de detección y eliminación de sombras.

Como se mostró en los últimos trabajos citados el procesamiento de imágenes es una de las áreas de investigación con mayor interés actualmente, por lo que es importante el desarrollo de nuevos métodos para realizar un procesamiento más confiable, dentro de estos factores los ya mencionados juegan un papel muy importante como ya se pudo ver, el trabajo desarrollado con anterioridad en el que se realizó la detección de áreas vegetales en la cual, apesar de los buenos resultados, la principal problemática son las variaciones de tonalidad en las zonas vegetales y así como la aparición de sombras en los días soleados (Alvarado-Robles et al., 2016), dado este ejemplo y muchas otras aplicaciones en las que se trabaja con imágenes donde la iluminación puede presentar variaciones considerables en la interpretación del color, así como la interpretación del color de parte de las cámaras utilizadas; en este trabajo se propone una metodología para realizar la eliminación de sombras de una imagen y a su vez un procesamiento para la constancia de color en la imagen, con esto el realizar la detección, segmentación o conteo de características en la imagen será facilitado y a su vez más precisas.

Dentro de la Universidad Autónoma de Querétaro (UAQ), el grupo de visión artificial del posgrado de mecatrónica , ha ido en gran incremento sus aportaciones científicas, dentro de los trabajos más recientes se puede mencionar el desarrollado por Garduño-Ramón et al. (2017) es una propuesta de filtrado novedoso para imágenes en 3D, en el que se realiza la eliminación de ruido en las imágenes obtenidas de un sensor ToF mediante una modificación de la cerradura por reconstrucción de profundidad, así mismo, se presenta un desarrollo novedoso de un método en el cual se realiza un método auxiliar en la detección del cáncer de mama, mediante el uso de imágenes termográficas en las cuales se realiza un procesamiento basado en watershed en puntos calientes que pueden ser indicativos de un tumor cancerígeno (Garduño-Ramón et al., 2017), otro trabajo realizado recientemente es el desarrollado por Cruz-Albarrán et al. (2017) En el que en base a termogramas y su posterior procesamiento y calibración mediante lógica difusa se determina con buenos resultados la detección de las emociones, de las personas sujetas a diferentes situaciones durante las pruebas, por otro lado dentro del estado la investigación dentro del procesamiento de imágenes también ha ido en incremento un ejemplo de esto es el trabajo desarrollado por Mendiola-Santibáñez et al. (2015) En el que se propone un método para la restauración de imágenes en escala de grises en el cual el ruido es detectado mediante un top-hat por reconstrucción y posteriormente reparado mediante transformaciones morfológicas, otro ejemplo es en el que se propone un método basado en watershed para el proceso de etiquetado, la detección de los contornos y filtros morfológicos para la medición de la luminiscencia de las células todo con el objetivo de medir la

variación de calcio. (Herrera-Navarro et al., 2014), en base a lo descrito con anterioridad se puede observar que, en la investigación, el procesamiento de imágenes ha ganado gran importancia dentro la UAQ, por lo cual es importante la propuesta de nuevos trabajos de investigación que provean de nuevas herramientas para el desarrollo de esta área de estudio. En lo particular los espacios a color son un tema abierto de investigación en el cual el grupo de visión artificial empieza a trabajar.

En este trabajo, presentamos tres métodos novedosos que consisten en tres fases principales, la primera es el algoritmo de detección de sombras que se basa en el espacio de color HSV y tiene como objetivo abordar las desventajas del análisis de imágenes a color cuando se usan espacios de color intuitivos, como la clasificación errónea de la región de asfalto y concreto. El método propuesto podría aplicarse siguiendo los siguientes pasos: el primer paso del proceso es la creación de máscaras relacionadas con los componentes máximos de color rojo (R), verde (G), azul (B) y, sumado a estos, también se crea una máscara adicional de baja saturación (LS); como segundo paso, teniendo en cuenta las máscaras creadas anteriormente, se realiza un análisis estadístico sobre el canal de valor (V), se calcula un factor en un proceso de estandarización, que permite la aplicación del método propuesto bajo diferentes escenarios, como urbano zonas con vegetación, asfalto, hormigón y edificaciones; el tercer y último paso se basa en una segmentación de sombra automatizada, que se completa con el uso de un árbol de decisión. El segundo método es la eliminación de

sombras basado en las características del espacio de color CIE L*a*b (luminancia, a y b) y el espacio de color HSV (tono, saturación y valor). El trabajo propuesto tiene como objetivo corregir las discrepancias cromáticas encontradas en áreas de concreto y asfalto en imágenes capturadas por UAV bajo condiciones de luz y sombra; este método consiste en un algoritmo de transferencia de color local propuesto que ejecuta la corrección de color separando las estadísticas de los colores según las características cromáticas en una imagen, utiliza un proceso de dilatación para la máscara de sombra y un ajuste de color final que mejora los resultados de la transferencia de color local. La presente propuesta ofrece una herramienta de eliminación de sombras que mejora los resultados presentados en los algoritmos de transferencia de color locales cuando se utilizan imágenes capturadas por UAV. Además, este trabajo considera tanto las sombras proyectadas como las sombras propias. El paso de ajuste de color final propuesto reduce la discontinuidad que se encuentra en regiones similares que se encuentran bajo las sombras. El tercer método presentado se ejecuta mediante el análisis separado de los canales RGB, asistido con un espacio de color HSV con la matriz de saturación modificada para la ejecución de la segmentación basada en histogramas 2-D. Los métodos presentados ofrecen algoritmos con una carga computacional relativamente baja que, al mismo tiempo son aptos para implementar en un modelo computacional paralelo debido a la independencia de sus funciones. Esta nueva metodología se probó con imágenes aéreas urbanas RGB (rojo, verde y azul) capturadas con un dispositivo de dron estándar (DJI phantom 4). Los casos de estudio considerados fueron capturados en escenas urbanas que contenían principalmente

regiones de asfalto y concreto, dichas escenas urbanas están cubiertas por sombras en diferentes proporciones para probar el método de corrección de color propuesto. Asimismo, el trabajo propuesto también se comparó contra algoritmos en el estado del arte mediante análisis cualitativo visual y cuantitativamente. Los experimentos demostraron una mejora en los resultados con respecto a otros métodos propuestos, en este trabajo se valida adicionalmente la ventaja presentada del análisis de las imágenes a color tomando en cuenta las regiones de baja saturación.

kk

1.2 Justificación

Como ya se mencionó en los antecedentes, los trabajos con procesamiento de color son objeto de gran interés, por lo cual es de gran importancia el desarrollo de nuevas metodologías para obtener mejores resultados en este tipo de trabajos de investigación; es necesario el desarrollo de metodologías para la eliminación de sombras y constancia de color; una de las opciones que puede presentar soluciones sencillas son los métodos basados en colores en oposición en una imagen digital.

con lo que se podrán realizar segmentaciones de color en las cuales no se presentarán afectaciones debidas a la variación de color en una región ni por la aparición de sombras debido a la incidencia de la luz.

Dentro de los retos que presenta este tipo de trabajos de investigación, es el desarrollo de nuevas metodologías para procesamiento de color, en el cual es necesario trabajar sobre las sombras y las

variaciones en tonalidad de color, ya que son los factores principales que afectan los resultados de una segmentación de color en una imagen; como ya se mencionó los espacios de color del tipo intuitivos presentan variadas ventajas con respecto al espacio RGB, debido a su similitud con la percepción visual humana, con lo cual tiene potencial de dar buenos resultados en los trabajos de procesamiento de imágenes a color dado su facilidad de análisis, para resolver la problemática en la interpretación de la ausencia de color en la saturación de los espacios de color se propone también un espacio de color intuitivo, el cual sea el más idóneo para el desarrollo de los métodos de constancia de color y eliminación de sombras.

1.3 Descripción del problema

El procesamiento de imágenes a color puede presentar complicaciones para ser realizado, esto debido a las variaciones en la iluminación que incide sobre los objetos ya sea proveniente de la luz natural o artificial, dado que estas variaciones modifican la percepción tanto de la cámara como también del ser humano de los colores de un objeto supuesto a tener un color uniforme; Dentro de estas complicaciones debido a la iluminación también está la aparición de sombras que es variable dependiendo del ángulo en que la luz incide sobre cada objeto, tal sombra siempre proyectada hacia una región cercana al objeto sobre el que incide la luz.

Las sombras y las variaciones en los colores de una imagen, complican de gran manera la calidad de la segmentación de una imagen, esto es debido a que se pueden hacer detecciones falsas de contornos dentro de una misma imagen; aunque hay algoritmos que realizan con buenos resultados la detección o eliminación de sombras, a su vez se han desarrollado métodos que trabajan con la constancia del color, no se ha desarrollado un método que ataque ambas problemáticas.

Los espacios de color comúnmente utilizados a pesar de ser funcionales para el desarrollo de algoritmos de constancia de color y eliminación de sombras, se desarrollan con metodologías complejas, lo cual las hace más complicadas de replicar; los espacios de color del tipo intuitivos presentan una posibilidad de realizar muchos métodos de manera sencilla, aunque a su vez presentan ciertas problemáticas para la correcta identificación de la saturación donde hay regiones que son erróneamente interpretadas, que aunque

para el desarrollo de ciertos métodos no resulta en gran problema, puede presentar problemáticas al momento de desarrollar el tipo de trabajo que se propone.

1.4 Hipótesis

Es posible desarrollar una metodología para procesamiento de imágenes con escenas aéreas enfocado a dos problemáticas dentro de la mencionada área de investigación; constancia de color, detección y eliminación de sombras, basada en espacios de color del tipo intuitivos, ya que estos tienen ventajas al ser basados en la percepción visual humana. Se busca desarrollar una metodología la cual permita facilitar y mejorar los resultados en la segmentación y detección de regiones en imágenes con incidencia de luz solar.

2. OBJETIVOS

2.1 Objetivo General

Proponer una metodología novedosa de segmentación de imágenes basada en procesamientos previos de constancia de color y eliminación de sombras en imágenes a color mediante el uso de un espacio de color intuitivo propuesto, procesando las imágenes con el espacio de color HSV, así también verificar la calidad de la segmentación comparando con los resultados actualmente obtenidos, lo cual ofrecerá un nuevo método de segmentación para la realización del procesamiento de imágenes a color.

2.2 Objetivos Particulares

Realizar la captura de imágenes con uso de drone que cumplan con las condiciones requeridas para la realización de los experimentos.

Desarrollar un método de detección y eliminación de sombras, basado en espacios de color intuitivos para obtener una imagen con la corrección de las sombras producidas por la iluminación.

Proponer un nuevo espacio de color basado en el uso de espacios de color intuitivos para resolver las deficiencias en los que existen en la actualidad relacionados con los trabajos de constancia de color.

Desarrollar un método para la constancia de color en base al uso de los espacios de color del tipo intuitivos para obtener una imagen con menores variaciones en las tonalidades de color.

Realizar la segmentación de colores de las imágenes de obtenidas de los experimentos de constancia de color y eliminación de sombras, mediante un método propuesto basado en histogramas bi-variables para comparar los resultados obtenidos con la segmentación de las imágenes originales.

3. Fundamentación teórica

3.1 Imagen

Una imagen puede ser definida como una función de dos dimensiones $f(x, y)$, en la cual x y y son coordenadas espaciales, y la amplitud de f en cualquier par de coordenadas es denominado como nivel de grises en un punto (x, y) (Gonzales et al., 2009).

3.2 Formación de una Imagen

Un dispositivo lineal captura el color, ya sea R, G y B de acuerdo a la ecuación 1.

$$p_{lin}(x) = e(x) \cdot n(x) \int_{\omega} S(x, \lambda) E(\lambda) R(\lambda) \quad (1)$$

Donde λ es la longitud de onda, P_{lin} es un vector de 3 dimensiones que son respuesta del sensor (valores de pixeles en RGB), S^x es la reflexión en un punto específico x , E es la distribución del poder espectral de la iluminación, y R es el vector tri-dimensional de la función de la sensibilidad del dispositivo. La integración de la imagen es realizada bajo el espectro visible ω . La luz reflejada en x es proporcional a $S^x(\lambda)E(\lambda)$, su magnitud es determinada por el producto punto $e^x \cdot n^x$ donde e^x es el vector unitario en la dirección de la fuente de iluminación, y n^x es el vector unitario correspondiente a la superficie normal en x . En un sentido estricto la ecuación (1) sólo describe la respuesta en reflexiones Lambertianas (mate). Pero en la práctica es un modelo aceptable para la mayoría de las superficies (incluso aquellas que tienen algo de reflejo).

La ecuación (1) es el punto de inicio para la mayoría de los algoritmos basados en color usados en visión. A pesar de eso, en la práctica (fuera del dominio de la visión por computadora) la respuesta de las cámaras lineales no es una norma. Más bien, la respuesta de la cámara es lineal con RGB elevado a una potencia (gamma).

$$p(x) = ((\alpha R)^\gamma, (\alpha G)^\gamma, (\alpha B)^\gamma) \quad (2)$$

Donde el escalar α representa la interacción de la superficie y la iluminación normal y la intensidad de la fuente de luz. Para simplificar aún más la notación, se denota la respuesta lineal RGB (Ecuación (1)) con (R, G, B) ecuación (2) puede ser escrita como se muestra en la ecuación 3.

$$p(x) = (\alpha p_{lin}(x))^\gamma \quad (3)$$

Hay dos razones para la respuesta de las cámaras no lineales. La primera, los monitores a color tienen una función de transferencia no lineal: los monitores de PC aplican una potencia de 2.2 a las señales (RGB) que van hacia la pantalla. Esto es con el objetivo para lograr una señal de color real (físicamente adecuada), RGB debe ser elevado a la potencia γ . Los monitores utilizados en computadoras Apple aplican una potencia 1.8 en sus monitores. Esto implica que las cámaras son calibradas para los requerimientos de ambas configuraciones de gamma.

La segunda razón para un gamma no unitario es para modificar el contraste de una imagen. Aplicando un valor de gamma mayor que 1 tiende a reducir el rango de señal en el área de brillo de la imagen, pero a resaltar los detalles en regiones más oscuras. Al contrario, si el valor de gamma es menor que 1 resalta los detalles en las regiones más brillantes, pero reduce la señal en regiones más oscuras (Reinhard et al., 2001).

3.3 Procesamiento de Imágenes.

El procesamiento de imágenes se refiere al procesamiento que se da a una imagen mediante el uso de una PC, se debe tomar en cuenta que una imagen está compuesta de un número finito de elementos, cada elemento con su respectiva ubicación y valores, tales elementos son denominados como elementos de la imagen o píxeles, pixel es el término más utilizado para referirse a los elementos de una imagen digital (Gonzales et al., 2009).

3.4 Filtro Morfológico

Un filtro morfológico Ψ es una transformación creciente e idempotente en el cual sus principales características implican que, para dos imágenes f y g tal que $f \leq g$, $T(f) \leq T(g)$ y la última característica establece que $T|T(f)| = T(f)$.

3.4.1 Apertura y Cerradura

La apertura ($\gamma_{\lambda B}$) y cerradura ($\phi_{\lambda B}$) de cualquier imagen f son los filtros morfológicos principales para un elemento estructural λB , donde B es el elemento estructural básico que contiene el origen y λ es un parámetro de escala. Los elementos estructurales pueden tener diferentes formas.

Ambos filtros son expresados en la ecuación (4), donde $\epsilon_{\lambda B}$ y $\delta_{\lambda B}$ son la erosión y la dilatación, respectivamente, definidas como $\epsilon_{\lambda B}(f)(x) = \min\{f(y): y \in \lambda B\}$, y $\delta_{\lambda B}(f)(x) = \max\{f(y): y \in \lambda B\}$, donde \max y \min son los valores máximos y mínimos (Angulo y Serra. 2011):

$$\gamma_{\lambda B} = \delta_{\lambda B}[\epsilon_{\lambda B}(f)], \quad \phi_{\lambda B} = \epsilon_{\lambda B}[\delta_{\lambda B}(f)] \quad (4)$$

En la Figura 1 se ilustra el efecto de la apertura y cerradura en una imagen binaria.

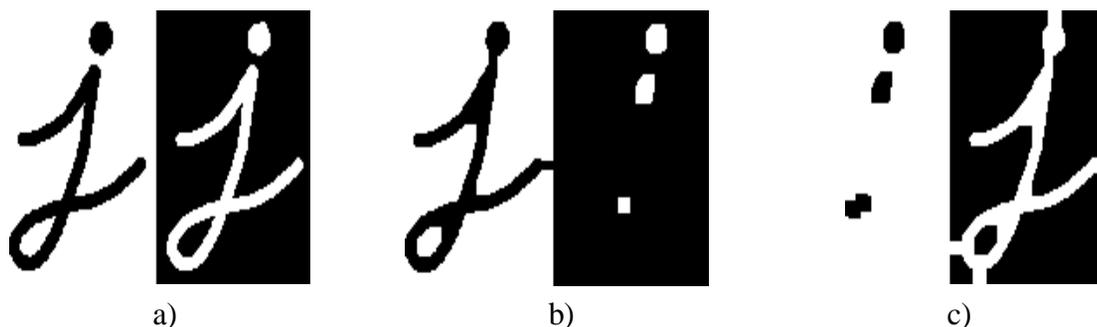


Figura 1. a) Imagen original, b) apertura tamaño 3 y c) cerradura tamaño 3 c).

3.4.2 Filtros Alternados Secuenciales

Los filtros alternados secuenciales son también operaciones crecientes e idempotentes. Están formados por la composición de aperturas y cerraduras morfológicas, la ecuación (5) muestra la apertura y la cerradura por un secuencial alternado, con $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_n$ (Nayman y Tabol, 2010).

$$\Psi_n(f) = \varphi_{\lambda_n} \gamma_{\lambda_n} \dots \varphi_{\lambda_2} \gamma_{\lambda_2} \varphi_{\lambda_1} \gamma_{\lambda_1} \quad (5)$$

$$\Psi_n^*(f) = \gamma_{\lambda_n} \varphi_{\lambda_n} \dots \gamma_{\lambda_2} \varphi_{\lambda_2} \gamma_{\lambda_1} \varphi_{\lambda_1}$$

En la Figura 2 se muestra el ejemplo del cálculo de $\Psi_n^*(img)$:



Figura 2. a) Imagen original y b) el cálculo de filtro alternado.

3.4.3 Filtro Morfológico por Reconstrucción

La apertura (γ_{λ_B}) y la cerradura (φ_{λ_B}) por reconstrucción son realizadas con la dilatación geodésica definida como $\delta_f^1(g) = f \wedge \delta_B(g)$ con $f \geq g$ y una erosión geodésica definida como $\varepsilon_f^1(g) = f \wedge \varepsilon_B(g)$ con $f \leq g$. Estas transformaciones son iteradas hasta la estabilidad para obtener la reconstrucción (R) y la reconstrucción dual (R^*) respectivamente lo cual se muestra en la ecuación (6).

$$\gamma_{\lambda B} = \lim_{x \rightarrow \inf} \delta_f^n [\varepsilon_{\lambda B}(f)] = R[f, \varepsilon_{\lambda B}(f)]$$

$$\varphi_{\lambda B} = \lim_{x \rightarrow \inf} \varepsilon_f^n [\delta_{\lambda B}(f)] = R^*[f, \delta_{\lambda B}(f)]$$
(6)

En la Figura 3 se muestra un ejemplo de aplicación del filtro descrito.

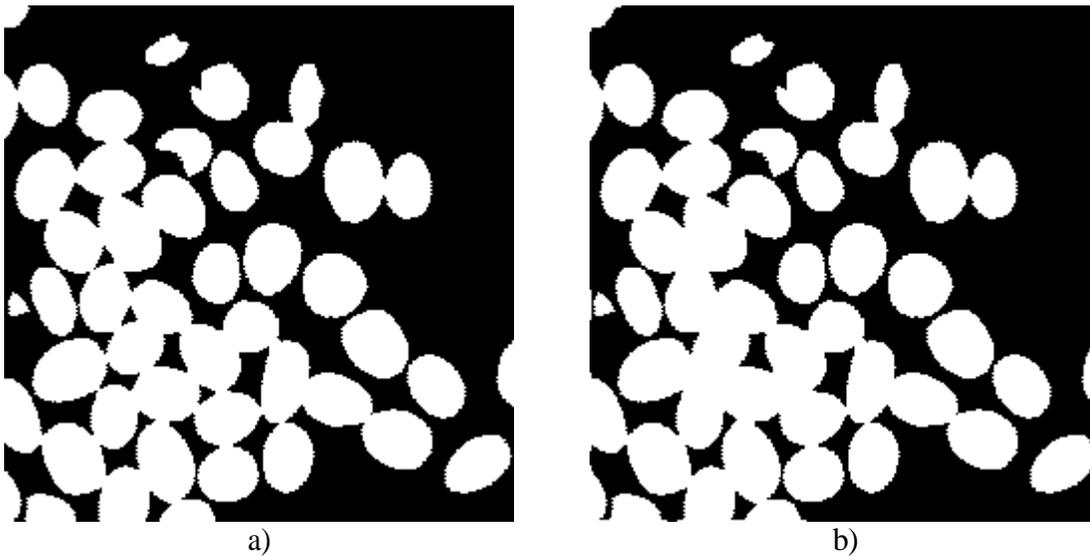


Figura 3. a) Imagen original y b) su cerradura por reconstrucción tamaño 3.

3.4.4 Segmentación por Watershed

Este operador consiste en interpretar la imagen como una superficie topográfica donde el nivel de gris de un punto indica la altitud en dicho punto. Se simula la inundación de la imagen a partir de los mínimos de la imagen. Cuando las aguas provenientes de mínimos (vertientes) vecinos se van a tocar, se forma un dique. El conjunto de diques representa el watershed. En la Figura 4 se muestra un ejemplo de aplicación del operador watershed, donde se ilustran las vertientes asociadas a los mínimos. Sus contornos son el watershed.

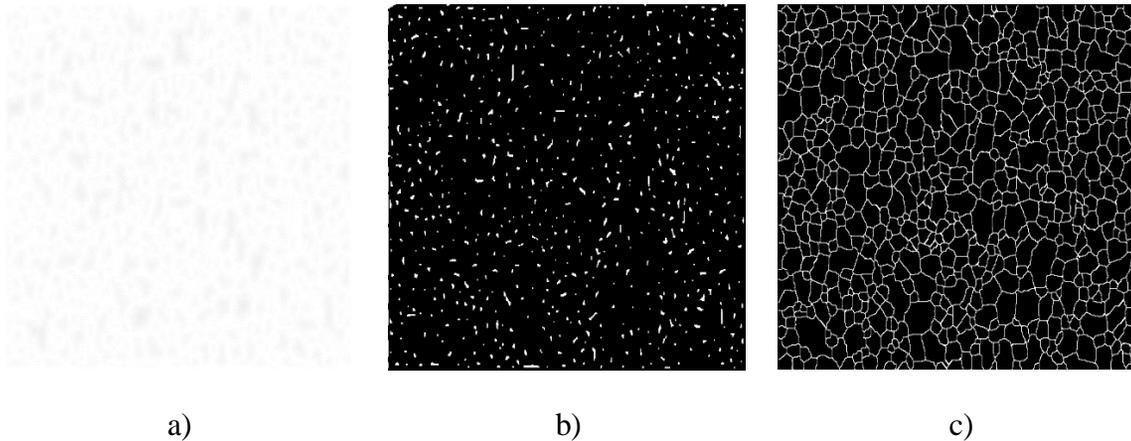


Figura 4. Proceso de aplicación de la Watershed, a) mascara, b) mínimos y c) la aplicación del watershed.

3.4.5 Detección de Mínimos

En morfología matemática, una imagen es en ocasiones analizada como una superficie topográfica en donde cada nivel de gris es tomado como una altura en dichas superficies. Las transformaciones morfológicas entonces sirven como herramienta para extraer y describir las características topográficas. Un ejemplo de esto es la watershed, la cual forma diques topográficos, o el top-hat que extrae los valles y crestas de la imagen, siendo los mínimos regionales uno de los más simples, donde un valor en una región está rodeado por valores mayores que este (Grimaud, 1992).

3.4.6 Imposición de Mínimos

Una imagen normalmente tiene ruido, lo cual hace que se detecten mínimos de forma errónea, por lo tanto, la imagen es procesada mediante filtrados morfológicos dependiendo las necesidades de aplicación del usuario y así obteniendo resultados más útiles para una aplicación específica.

3.4.7 Mínimos Dinámicos

Con el objetivo de seleccionar los máximos principales en una imagen, se utiliza una herramienta conocida como Dinámicos o eliminación de contraste, Esta medición de contraste ubica cada máximo con un valor dado por su contraste. El contraste de un máximo es el mínimo descendente necesario para moverse desde un máximo hacia otro máximo más alto; el contraste del máximo más alto está definido como la diferencia entre el máximo y el mínimo de la función (Grimaud, 1992), el algoritmo para el cálculo de los mínimos dinámicos se muestra a continuación:

```
img -> imagen original  
ime -> Imagen de salida  
imt -> Imagen de salida  
th -> valor mínimo para la umbralización  
Calcular máximo y mínimo de img (max,min)  
while k < max-min:  
    imt-> img - 1  
    imt -> reconstrucción (img,imt)  
    imt -> img-imt  
    imt -> al.umbraluno(imt,k,k)  
    ime -> ime + imt  
    k->k+1  
Fin de ciclo  
Ime->umbral(ime,th,255)
```

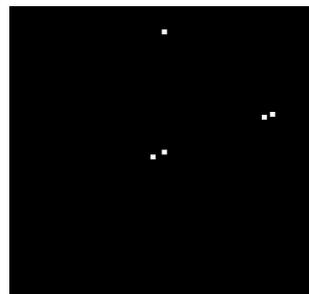
Dando como resultado una imagen con sus mínimos, que dependiendo del valor de *th* se obtendrán diferentes cantidades de mínimos como se muestra en la Figura 5.



a)



b)



c)

Figura 5. Mínimos dinámicos de una imagen, a) mínimos con Th de 30, b) con un Th 50 y c) 75.

3.5 Gamut

El rango de todos los colores que pueden ser representados por ciertos dispositivos multimedia o que pueden ser representados por un espacio de color en particular es llamado "gamut". Esto es usualmente una región contigua en el espacio tridimensional CIE XYZ o reducido a los tonos representables de color e ignorando el componente de la luminosidad, una región convexa en el diagrama bidimensional de cromaticidad CIE.

El gamut de un dispositivo de salida depende principalmente de la tecnología empleada, por ejemplo, los monitores de color ordinarios por lo general no son capaces de desplegar todos los colores del gamut cubierto por el espacio de colores correspondiente (Burger y Burge, 2009).

3.6 Problemas en el Procesamiento Color (Órdenes y Retículas)

Como se ha descrito anteriormente, entre los diferentes conceptos matemáticos que envuelven a la metodología en procesamiento de imágenes conocida como morfología matemática, (Matheron, 1975; Serra, 1982; Serra, 1988; Heijmans y Ronse, 1990; y Heijmans, 1994; Soille, 2003) la teoría de retículas es ampliamente aceptada como las bases algebraicas apropiadas para dicha metodología. Diremos que una retícula completa L es un conjunto no vacío provisto con un orden parcial " \leq ", tal que todo subconjunto P de L tiene una cota inferior llamada ínfimo y una cota superior llamada supremo. En este contexto, las imágenes son modeladas por funciones mapeando el espacio (dominio) E , un conjunto arbitrario no vacío formando un grupo con respecto a $+$, en una retícula completa T

(con los elementos; más grande y más pequeño, respectivamente), definiendo todos los valores posibles de gris. Más aún, si F representa el conjunto de funciones $f: E \rightarrow T$, entonces para el orden parcial:

$$f, g: E \rightarrow T, \quad f \leq g \Leftrightarrow \forall x, f(x) \leq g(x) \quad (7)$$

F forma también una retícula completa, donde $f(x) \leq g(x)$ se refiere al orden parcial en T . En otras palabras, la estructura de retícula completa se impone sobre el rango de intensidad de los píxeles. Generalmente E , es R^d (espacio Euclidiano en d dimensiones) o Z^d (el espacio discreto en d dimensiones), F corresponde entonces al conjunto de imágenes discretas o continuas, respectivamente. Bajo este modelo, los operadores morfológicos son representados por mapeos entre retículas completas con propiedades adicionales como ser crecientes e invariantes a traslación. Estas propiedades en combinación con el concepto de elemento de estructura, permiten definir los operadores básicos en morfología matemática que son la erosión y la dilatación. La combinación de estos operadores permite definir toda una familia de operadores más complejos (Matheron, 1975; Serra, 1982; y, Serra, 1988).

De manera más formal, dadas dos retículas completas L y M , un operador es llamado erosión si se distribuye (conmuta) sobre el ínfimo; sea $\{P_i\}$ un conjunto de elementos en L , $\varepsilon(\bigwedge_i P_i) = \bigwedge_i \varepsilon(P_i)$. Igualmente, un operador es llamado dilatación si se distribuye (conmuta) con el supremo; $\delta(\bigvee_i P_i) = \bigvee_i \delta(P_i)$. Resulta claro de las expresiones de la erosión y la dilatación, que al requerir de ínfimos y supremos es necesario tener un orden sobre los datos. Esto no sucede en el caso de funciones multivariadas (Barnett, 1976). En efecto, en el caso de datos multivariados no existe un método universal para ordenarlos. De esta forma, el primer requerimiento para extender la teoría en la morfología matemática al caso color es definir una relación de orden *útil*.

Definición: Una relación de orden " \leq ", en un conjunto X es una relación binaria que es:

- I. Reflexiva: $p \leq p, \forall p \in X^n$
- II. Transitiva: $p \leq q, y q \leq r \Rightarrow p \leq r, \forall (p, q, r) \in X^n$
- III. Anti-simétrica: $p \leq q y q \leq p \Rightarrow p = q, \forall (p, q) \in X^n$
- IV. Comparabilidad o Total $\forall p, q \quad p \leq q o q \leq p$

Una relación binaria en el conjunto X que sólo sea reflexiva y transitiva no podrá conocerse como relación de orden, sino de pre-orden. Para obtener una relación de orden esta debe ser biyectiva. Además, si la propiedad de comparabilidad se satisface, el orden es total, caso contrario es parcial. Aptoula y Lefèvre (2007) realizaron un análisis completo sobre varios tipos de órdenes para datos multivariados.

- *Orden marginal* (M-Orden). Los datos se ordenan dentro de una o más componentes, las muestras marginales.
- *Orden reducido* (R-Orden): Cada dato multivariable es reducido a un valor sencillo, el cual es función de los valores de las componentes.
- *Orden Parcial* (P-Orden). Los datos son clasificados dentro de diferentes grupos que están ordenados el uno al otro, pero no internamente.
- *Orden Condicional* (C-Orden). La ordenación se lleva a cabo en un conjunto marginal, en términos de otros grupos marginales. El más conocido es el orden lexicográfico.
- *Orden Reducido y Condicional* (RC-Orden). Es una combinación de los órdenes reducido y condicional.

Por otra parte, el requerimiento de la referencia, o mejor dicho distancia basada en referencia es actualmente un paradigma no solo en el caso color, sino también en niveles de gris. Las transformaciones morfológicas básicas, erosión y dilatación, se expresan por:

$$\varepsilon_{\lambda B}(f)(x) = \bigwedge \{f(y): y \in \lambda B_x\} = \{f(y): f(y) = \bigwedge [f(z)], z \in \lambda B_x\} \quad (8)$$

$$\delta_{\lambda B}(f)(x) = \bigvee \{f(y): y \in \lambda B_x\} = \{f(y): f(y) = \bigvee [f(z)], z \in \lambda B_x\} \quad (9)$$

Si se toma en cuenta un valor de referencia, las transformaciones básicas se pueden expresar en términos de una distancia en niveles de gris. Sea la referencia t_{max} , siendo el nivel gris más alto dentro de la imagen:

$$\varepsilon_{\lambda B}(f)(x) = \{f(y): y = \arg_z \bigvee [f(z) - t_{max}], z \in \lambda B_x\} \quad (10)$$

$$\delta_{\lambda B}(f)(x) = \{f(y): y = \arg_z \bigwedge [f(z) - t_{max}], z \in \lambda B_x\} \quad (11)$$

Sea la referencia t_{min} , siendo el nivel gris más bajo dentro de la imagen, las definiciones cambian a:

$$\delta_{\lambda B}(f)(x) = \{f(y): y = \arg_z \bigvee [f(z) - t_{min}], z \in \lambda B_x\} \quad (12)$$

$$\varepsilon_{\lambda B}(f)(x) = \{f(y): y = \arg_z \bigwedge [f(z) - t_{min}], z \in \lambda B_x\} \quad (13)$$

De manera general, sean los valores $t_{max} = 255$ y $t_{min} = 0$, y g_o la referencia. Se dirá que:

$$g_i <_{g_o} g_j \Leftrightarrow |g_i - g_o| > |g_j - g_o| \quad (14)$$

$$|g_i - g_o| = |g_j - g_o| \quad (14)$$

$$\text{Sea } g_o = 100, g_i = 50 \text{ y } g_j = 150 \quad (15)$$

Con $g_i \neq g_j$, se requiere una segunda condición.

$$g_i <_{g_o} g_j \Leftrightarrow |g_i - g_o| > |g_j - g_o| \text{ o } |g_i - g_o| = |g_j - g_o| \text{ y } g_i > g_j. \quad (16)$$

Entonces se tiene:

$$g_i >_{g_o} g_j \quad (17)$$

Sea el orden $<_{g_o}$, se tienen la definición de erosión:

$$\varepsilon_{\lambda B}(f)(x) = \{f(y): f(y) = [\bigwedge_{z \in \lambda B_x} f(z)]\} \quad (18)$$

En la figura 6 del inciso (b) al (f) se ilustran las erosiones de la imagen en 6(a) para $g_o = \{0, 60, 120, 180, 255\}$. Es claro, que en el caso color las opciones se incrementan exponencialmente.

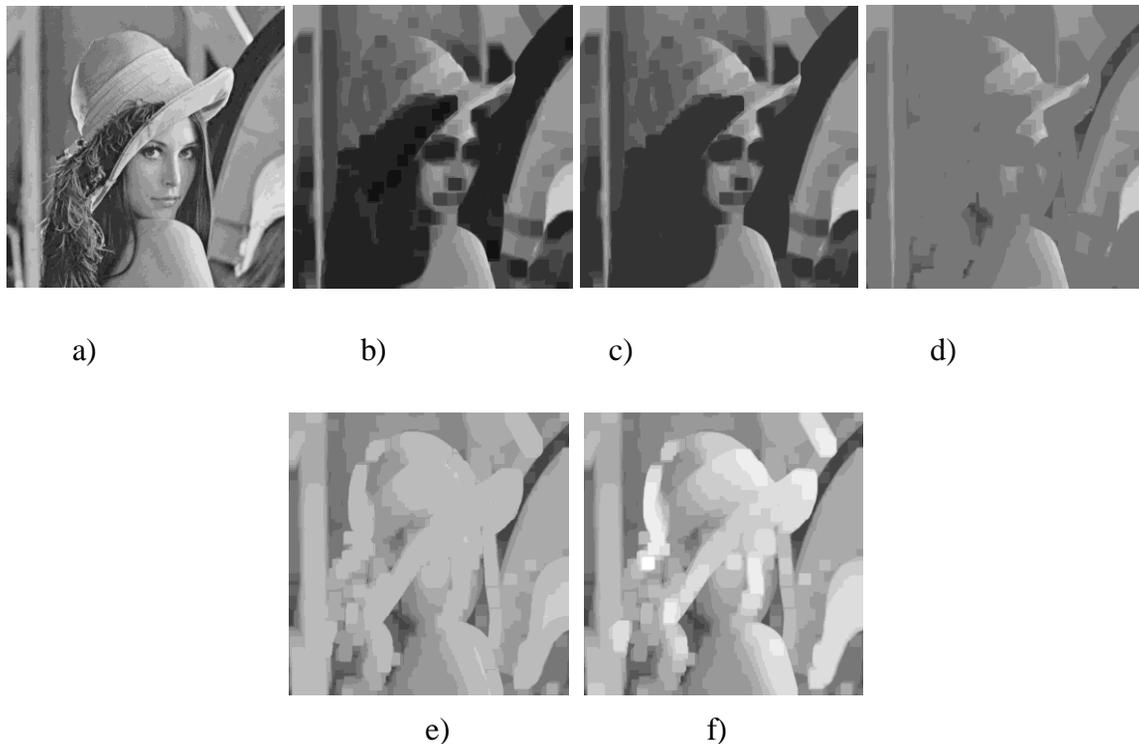


Figura 6 . a) Imagen Original, b) - f) Erosionados de a) para $g_o = \{0, 60, 120, 180, 255\}$.

De esta forma, los principales problemas que existen para extender la morfología en niveles de gris al caso de imágenes multivariable o más precisamente, color, consiste por una parte en introducir una relación de orden que permita inducir una estructura de retícula completa, así como definir una referencia, acorde a la aplicación a realizar.

3.7 Espacios de Color

En cualquier aplicación que requiere una representación de colores precisa, reproducible y de dispositivo libre (que pueda interpretarlo cualquier dispositivo) es una gran necesidad, por ejemplo, la calibración de color es usada habitualmente utilizada para impresiones digitales, en producción de filmes, fotografía profesional, bases de datos de imágenes, etc. Se puede notar que tan complicado es por ejemplo para igualar en impresión una buena fotografía, incluso los colores en los diferentes dispositivos electrónicos pueden llegar a lucir diferentes.

Todos los espacios de color que se describirán más adelante se refieren a las propiedades físicas de cada dispositivo multimedia. Los sistemas de color que describen los colores en valores que sean medibles, libres de dispositivo son llamados colorimétricos o calibrados, y el campo de color para la ciencia es tradicionalmente relacionada con las propiedades y aplicaciones de esos sistemas de color (Burger y Burge, 2009).

3.7.1 Espacio de Color RGB

En la literatura existente sobre el color, existe un extenso número de trabajos sobre la especificación del color y espacios color. Cada espacio color tiene tanto propiedades interesantes como desventajas para

la visualización o procesamiento de imágenes y visión por computadora. El espacio color más importante, no por sus interesantes características en procesamiento o visualización de imágenes, sino por estar relacionado con la teoría tri-cromática de la visión color y su amplio uso en sistemas de imágenes, es el espacio *Rojo, Verde, Azul, RGB*. Es encontrado en monitores, televisores y cámaras digitales y se le considera un modelo de color aditivo, así como modelo de referencia en las funciones de correspondencia del color (*color-matching functions*) definida por la *Commission Internationale de l'Eclairage* (CIE). A pesar de su uso tan amplio, el modelo RGB tiene múltiples inconvenientes. Por un lado, con excepción de las 8 esquinas en el cubo de color, se tienen dificultades intuitivas para especificar colores arbitrarios por medio de este espacio. Por otro lado, las distancias entre puntos al interior del cubo no son proporcionales a sus diferencias perceptuales, es decir, no es un espacio uniforme. Además, los valores exactos de las componentes R, G, B, de un color dado dependen de las funciones de sensibilidad espectral del dispositivo, volviéndolo en modelo dependiente del dispositivo. Finalmente, las tres componentes están altamente correlacionadas, por lo que no es un color adecuado para el procesamiento de imágenes.

3.7.2 Espacios de Color Perceptualmente Uniformes

La propiedad conocida como *perceptualmente uniforme*, que se refiere al hecho de que un cambio del valor del color induce un cambio proporcional perceptualmente, ha sido una propiedad ampliamente deseada en los espacios color. Dado que esta propiedad interesante para calcular diferencias de color no lo provee el espacio de color XYZ, en 1976 la CIE (Commission Internationale d'Eclairage) adoptó los espacios color CIELAB y CIELUV. Ambos espacios color son casi

perceptualmente uniformes o lineales (para valores pequeños) y se derivan del espacio XYZ. Dada una imagen producida por un dispositivo de adquisición RGB, es necesario convertirla hacia y de XYZ:

$$[X, Y, Z]^T = A[R, G, B]^T \quad (19)$$

Donde los valores RGB están normalizados en el intervalo [0,1] y la matriz A usada para este propósito depende de la referencia del punto blanco del iluminante bajo consideración. Por ejemplo, el blanco del iluminante $D65$ o iluminante de día es:

$$A_{D65} = \begin{bmatrix} 0.412 & 0.358 & 0.180 \\ 0.220 & 0.716 & 0.072 \\ 0.019 & 0.119 & 0.950 \end{bmatrix} \quad (20)$$

Consideremos el espacio $L^*a^*b^*$, donde la componente $L^* \in [0,100]$ es la luminancia, y a^*b^* , los colores en oposición Rojo-Verde y Azul-Amarillo. De esta forma, a^* y b^* , tienen valores negativos cuando su color es cercano al verde y azul, respectivamente, y valores positivos cuando son cercanos al rojo y amarillo. Dada la tripleta XYZ, su valor correspondiente $L^*a^*b^*$ se obtiene de:

$$L^* = 116f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - 16 \quad (21)$$

$$a^* = 500 \left[f\left(\frac{X}{X_n}\right) - f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) \right] \quad (22)$$

$$b^* = 500 \left[f\left(\frac{Y}{Y_n}\right) - f\left(\frac{Z}{Z_n}\right) \right] \quad (24)$$

$$f(t) = \begin{cases} t^3 & \text{si } t > 0.008856 \\ 7.787 + \frac{16}{116} & \text{otro caso} \end{cases} \quad (23)$$

Donde, X_n, Y_n, Z_n son la triplete XYZ representando el punto blanco ($R = G = B = 1$), obtenido de la ecuación anterior, por lo que $L^*a^*b^*$ hereda el punto de referencia de la expresión XYZ.

Puesto que el concepto de distancia a referencia en la generación de órdenes juega un papel primordial en el presente proyecto, las características perceptuales de este espacio color, así como sus diferentes distancias asociadas hacen que este espacio sea de gran interés. Aunado a la uniformidad perceptual del color, otras características importantes en la distribución del color son inherentes al mismo. Por ejemplo, la luminosidad del matiz en dicho espacio crece (o decrece) lentamente de acuerdo al incremento en el blanco. Esta variación corresponde a la percepción humana lo que representa otra interesante característica del espacio. Sin embargo, presenta varios inconvenientes. El tiempo de cálculo de este espacio es una de las desventajas. Por otro lado, se arguye que la propiedad de perceptualmente uniforme o más preciso aproximadamente perceptual no es interesante en procesamiento de imágenes puesto que estas no son procesadas en términos de valores percibidos de acuerdo con Serra (Serra, 2005). Esto último queda a discusión en el desarrollo del proyecto. Más aún, no se puede beneficiar de la independencia del dispositivo en casos donde no hay información a priori disponible sobre las condiciones de adquisición de las imágenes bajo consideración. Finalmente, como ha señalado por Moroney, (2002), (2003), los espacios CIE-Lab y LCH (modelo color derivado del CIE-Lab), tienen una deficiencia significativa, ya que tienen constancia débil en el

matiz para los colores azules. La constancia del matiz significa que un objeto de color creado mediante la variación de los valores de codificación para obtener diferentes sensaciones en la claridad o croma deben conducir a la misma tonalidad sobre todo el objeto. Con el fin de conseguir tal constancia, otro espacio de color llamado "apariencia de color CIE modelo " (CIECAM02) se ha propuesto en Moroney (2002). Recientemente, Sarifuddin, M. y Missaoui, R., (2005), investigaron el análisis de similitud de píxeles de color en un nuevo uniforme perceptualmente espacio de color que llamaron HCL (matiz, croma y luminancia). Dicho nuevo espacio de color explota las ventajas de cada uno de los espacios de color: HSL / HSV y CIE-Lab y descarta sus inconvenientes. Suponen que el croma y el matiz de cualquier color puede ser definido como una mezcla de las sensaciones elementales tres crominancias: R - G (de rojo a verde), G - B (de verde a azul) y B - R (de azul a rojo). Basándose en este supuesto y el sistema de color Munsell con los tres atributos de color cercanos a la percepción humana: tono (H), croma (C) y luminancia (L), definen un mapeo desde el espacio RGB a HCL espacio. Este espacio será introducido en la siguiente sección.

3.7.3 Espacios de Color Intuitivos

Este tipo de espacio color reorganiza la geometría de RGB buscando de ser más intuitivo y perceptivamente relevante que la representación cartesiana (cubo de color). Desarrollado en la década de 1970 para aplicaciones en gráficas por computadora estos espacios se utilizan hoy en día en el software de edición de imágenes, en el análisis de imágenes y visión por computadora. El color es separado en las siguientes nociones:

Luminosidad (brillo): atributo de la sensación visual según la cual una superficie parece emitir más o menos luz (es más o menos brillante)

Matiz (tono): atributo de la sensación visual que corresponde a las denominaciones de los colores como azul, verde, rojo, amarillo, etc. El matiz está relacionado con la longitud de onda de la frecuencia dominante de las radiaciones visuales.

Saturación: atributo visual que permite estimar la proporción de color cromático puro contenido en la sensación visual. Una saturación nula corresponde a una ausencia de color, a un color acromático. La escala de grises posee una saturación nula.

Existen una gran cantidad de definiciones de este tipo de espacio. Los más comunes, y primeros en ser propuestos, son los espacios HSL, HSV y posteriormente el espacio HSI.

Los tres espacios, HSL, HSV y HSI, matiz, saturación y luminancia, valor o intensidad (hue, saturation y lightness, value o intensity) presentan problemas de inestabilidad en la saturación. Sea $Max(r, g, b)$ y $Min(r, g, b)$ los valores máximo y mínimo de las tres componentes r, g, b , tenemos que la luminancia y saturación de estos espacios se expresan por;

HSV:

$$v = Max(r, g, b) \quad s = \frac{Max(r, g, b) - Min(r, g, b)}{Max(r, g, b)} \quad (25)$$

HSL:

$$l = \frac{Max(r, g, b) + Min(r, g, b)}{2} \quad (26)$$

$$s = \frac{Max(r, g, b) - Min(r, g, b)}{Max(r, g, b) + Min(r, g, b)} \text{ si } l \leq 0.5$$

$$s = \frac{Max(r, g, b) - Min(r, g, b)}{2 - Max(r, g, b) - Min(r, g, b)} \text{ si } l \geq 0.5$$

HSI:

$$I = \frac{1}{3}(r, g, b) \quad s = 1 - \frac{s}{(r+g+b)} \text{Min}(r, g, b) \quad (27)$$

En todas las definiciones se tiene que la saturación está normalizada por la luminancia, intensidad o valor. Esto significa, por ejemplo, que para el caso del espacio HSV habrá inestabilidades en la saturación para valores pequeños de v , mientras que para el espacio HSL se tendrán inestabilidades tanto para valores pequeños de l , como para valores altos. Comentarios similares se puede hacer para el espacio HSI. Para evitar estos inconvenientes, en Serra & Angulo (2003) se establecen requisitos para obtener espacios color en coordenadas polares. Partiendo del cubo ortogonal unitario RGB $[0,1] \times [0,1] \times [0,1]$, la versión en coordenadas polares de este espacio está formada por la diagonal principal del cubo (eje de grises), que va $(0,0,0) \rightarrow (1,1,1)$, y del plano que le es perpendicular en el origen, “plano cromático”. Un punto de la imagen en color es un vector c de proyecciones c_d sobre el eje acromático y c_p en el plano cromático: $c = c_d + c_p$. Por otro lado, se tiene el concepto de norma.

Norma. Dado un espacio vectorial V , una norma sobre V es una función $p: V \rightarrow R$ con las siguientes propiedades:

Para todo $a \in R$ y todo $u, v \in V$,

1. $p(av) = ap(v)$, (homogeneidad absoluta o escalabilidad absoluta)
2. $p(u + v) \leq p(u) + p(v)$ (Desigualdad triangular)
3. Si $p(v) = 0$, entonces v es el vector cero

Una semi-norma sobre V es una función $p: V \rightarrow R$ con las propiedades 1 y 2.

De esta forma, Serra establece que, para las necesidades de cuantificación en estos espacios, es imperativo que:

1. Los parámetros de intensidad asociados a los vectores \mathbf{c} y \mathbf{c}_p sean *normas*;
2. que si dos puntos distintos \mathbf{c} y \mathbf{c}' se proyectan sobre el mismo punto \mathbf{c}_p del plano cromático, éstos tengan la misma norma cromática (i.e. misma saturación).

Comentarios: La desigualdad triangular nos dice que dos proyecciones cromáticas grandes pero opuestas representan dos colores muy saturados, mientras que la suma vectorial de estos dos colores es acromática. Es por tanto lógico que el parámetro de luminancia asociado a esta suma no sea superior al de los colores iniciales.

Consideraciones similares se pueden hacer para la saturación (intensidad del matiz), que por tanto deberá también verificar la desigualdad triangular. En cuanto al segundo, si no se aplica, no se pueden tratar la luminancia y la saturación como dos variables independientes.

La saturación en los espacios HSL, HSV, HSI no verifican ser normas, la luminancia en HSV y HSL tampoco.

Basado en estos conceptos diferentes espacios fueron propuestos. Entre ellos, el espacio mejorado IHSL dado por donde la saturación verifica una semi-norma:

$$l_{IHSL} = 0.213r + 0.715g + 0.072b$$

$$S_{IHSL} = \text{Max}(r, g, b) - \text{Min}(r, g, b)$$

$$h_{IHS} = \begin{cases} \frac{g - b}{(Max(r, g, b)) - Min(r, g, b)} & \text{si } r = Max(r, g, b) \\ \frac{b - r}{(Max(r, g, b)) - Min(r, g, b)} + 2 & \text{si } g = Max(r, g, b) \\ \frac{r - g}{(Max(r, g, b)) - Min(r, g, b)} + 4 & \text{si } b = Max(r, g, b) \end{cases} \quad (28)$$

3.8 Aparición de Sombras en Imágenes Digitales

El sistema visual humano es capaz de localizar sombras en una imagen en la mayoría de las situaciones. Sin embargo, es difícil desarrollar algoritmos que puedan detectar automáticamente sombras sin intervención humana. Pueden surgir varias complicaciones al tratar con sombras en una imagen. Una imagen puede tener sombras dispersas complejas, sombras automáticas, sombras duras y suaves causadas por múltiples fuentes de luz, límite de sombra que coincide con el borde del objeto y así sucesivamente. Además, las sombras de objetos diferentes pueden solaparse o las sombras de proyección de objetos pueden estar ausentes en la imagen. Las sombras pueden abarcar múltiples superficies, o tienen textura subyacente compleja, o puede haber regiones oscuras que aparecen como sombras. Todos estos problemas causan problemas en la detección y eliminación de sombras de una imagen. Consideramos la eliminación de la sombra como un proceso de dos fases, que implica una fase de detección y una fase de eliminación. Numerosos métodos para eliminar las sombras de los vídeos (Jung, 2009), las imágenes aéreas (Li et al., 2014) y las imágenes al aire libre (Fredembach & Finlayson, 2006) están disponibles en la literatura. Una revisión sobre

de detección de sombras y métodos de remoción en imágenes reales fue realizado por Xu et al. (2006). Otra revisión extensa con la clasificación de los algoritmos de eliminación de sombras fue presentada por Sasi y Govindan (2015). Se han identificado cinco clases principales de algoritmos de eliminación de sombras como son, métodos de reintegración, métodos relighting, métodos basados en parches, métodos de transferencia de color y métodos interactivos. Algunas de las técnicas de eliminación de sombras incluyen una fase de detección de sombra antes de la etapa de remoción, mientras que otras toman un resultado de detección de sombra como entrada y realizan la eliminación sobre el mismo. Se comentan a continuación la fase de eliminación en lugar de la fase de detección. Las obras principales en la eliminación de sombras se clasifican en las siguientes categorías:

3.8.1 Métodos de Reintegración

Los métodos de reintegración para la eliminación de sombras se basan en el concepto de anular el gradiente de la imagen a lo largo de los bordes de la sombra e integrar de nuevo el gradiente modificado lo que producirá una imagen sin sombra. Finlayson y su equipo realizaron un extenso estudio sobre métodos de remoción de sombras basados en la reintegración (Finlayson et al., 2002; Finlayson et al., 2006; Finlayson et al., 2006; Finlayson & Fredembach, 2004; Fredembach & Finlayson, 2005).

3.8.2 Métodos de Re-alumbrado

Las regiones sombreadas aparecen en una imagen debido a una reducción en la cantidad de luz que llega al área en comparación con las regiones no sombreadas. El objetivo de los métodos de re-alumbrado para la eliminación de sombras es encontrar un factor que se puede utilizar para mejorar la ligereza de los píxeles sombra (Arbel & Hel-or, 2007; Du et al., 2005; Salamati et al., 2011; Guo et al., 2015; Vicente & Samaras, 2014).

3.8.3 Métodos Basados en Parches

Los métodos basados en parches para la eliminación de sombras intentan funcionar en regiones en lugar de en píxeles individuales. Estos métodos trabajan en el supuesto de que la iluminación y la reflectancia dentro de una región de sombra son casi invariables. Algunas de las obras consideran regiones o parches superpuestos, mientras que otros usan parches que no se superponen. La técnica de eliminación de sombras propuesta por Gryka et al. (2015) calculó un vector de características para cada uno de los parches no superpuestos en una imagen. Un operador de recuperación de iluminación calculado a partir de un parche de sombra y su parche iluminado correspondiente se utilizó para eliminar las sombras en (Ma et al., 2016). Otros trabajos sobre el tema se presentan en (Ma et al., 2016; Sasi & Govindan, 2016).

3.8.4 Métodos de Transferencia de Color

La base de los métodos de transferencia de color para la eliminación de las sombras radica en el trabajo de Reinhard et al. (2001). Estos métodos apuntan a transferir la información del color de las áreas encendidas a las áreas de la sombra. Los colores de las regiones iluminadas se transfieren a las regiones sombreadas utilizando la media y la desviación estándar de la distribución gaussiana seguida de las intensidades de color en una imagen (Wu & Tang, 2005).

Algunos estudios realizados sobre detección y remoción de sombras basados en el método de transferencia de color se ilustran en las siguientes figuras. En las Figuras 7 (a) y (b) se muestran la imagen original y la detección de la sombra en blanco. Transfiriendo color e iluminación de la región vecina de la Figura 7 (b) se obtienen, con diferentes parámetros, las imágenes sin sombras de las Figs.7 (c) y (d). Otro ejemplo se muestra en la Figura 8, la figura 8 (a) muestra la imagen original y su respectivo resultado corregido.



a)



b)



c)



d)

Figura 7. Eliminación y detección de sombras, donde a) muestra la imagen original, b) la máscara de sombras, c) y d) los resultados de corrección de sombras.

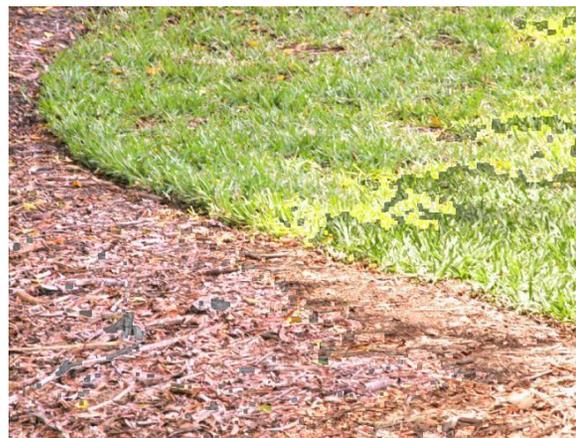


Figura 8. Eliminación de sombras con transferencia de color.

3.9 Percepción Visual Humana

Para la percepción de los colores hay tres factores principales que van a definir la interpretación, los cuales son la luz $I(\lambda)$, la superficie que refleja la luz $R(\lambda)$ y el observador $C(\lambda)$, lo cual indica que dependiendo de estos factores va a ser el color que interprete el observador, en la Figura 9 se observa un esquema en el que se representa lo descrito.

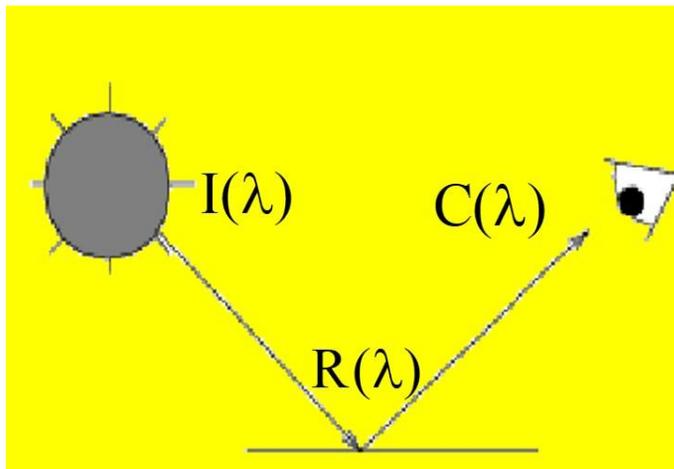


Figura 9. Percepción de la luz reflejada sobre una superficie.

Dentro del espectro visible se puede definir que el rango de longitud de onda que va de 380 nm a 780 nm, donde entre los valores inferiores a 380 nm se encuentran los rayos ultravioletas, x y gamma; y en los valores superiores a 780 nm se encuentran los

rayos infrarrojos, microondas, señales de radio, TV y radar, cabe mencionar que los antes mencionados están fuera del espectro visible, por lo cual no son perceptibles para el ojo humano ni para las cámaras convencionales, esto es ilustrado en la figura 10.

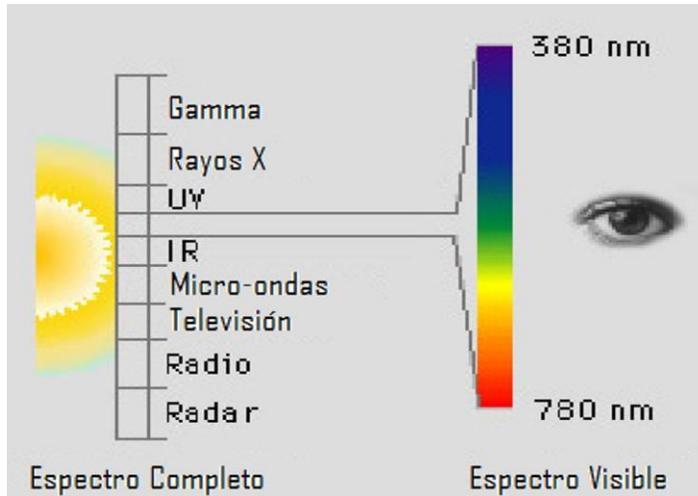


Figura 10. Longitudes de onda y rango del espectro visible.

Como ya se mencionó, el ser humano es capaz de percibir las longitudes de onda correspondientes al espectro visible, las células encargadas de la percepción visual son los conos, los cuales se encuentran principalmente en la parte central de la visión (0°), que conforme se abre el campo de visión, el número de bastones pasa a ser mayor; la función de los conos es principalmente para la visión de día y el color que es más perceptible es el color rojo, diferente a esto los conos se encuentran en la visión nocturna y tienden a tener una mejor percepción de los tonos verdes, en la figura 11 se puede observar un esquema con los conos y bastones describiendo algunas de sus principales características (Lee, 2004).

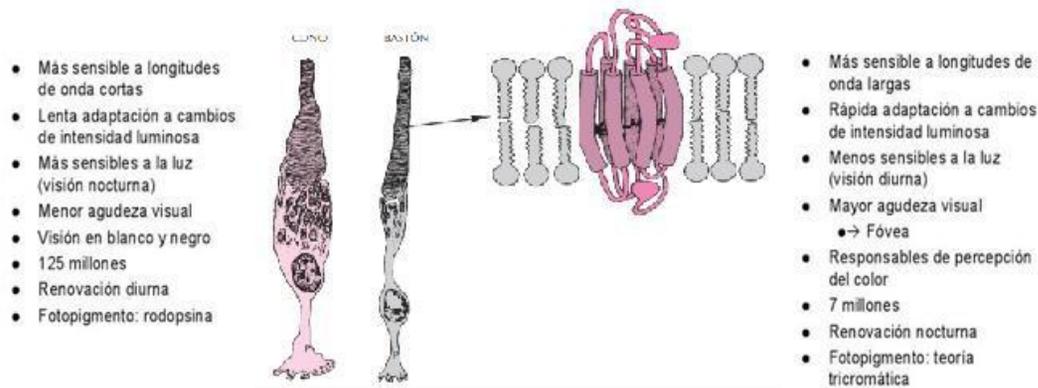


Figura 11. Células oculares, bastones y conos (Tresguerres et al., 1999).

3.10 Vehículo Aéreo no Tripulado

Un vehículo aéreo no tripulado tiene usualmente los mismos elementos que un sistema aeroplano tripulado, pero con el elemento de vuelo, es decir, un vehículo diseñado desde su fabricación para ser operado sin tripulante, el concepto de tripulación tomado como un subsistema, con sus interfaces, sus controles de vuelo y la cabina es reemplazada por una inteligencia electrónica, normalmente manipulada por un usuario.

El resto de elementos son despegue, aterrizaje, recarga de energía, comunicación, etc. Pueden tomarse como equivalentes en ambos tipos de vehículos aéreos, un drone puntualmente hablando que es el que se utiliza en este trabajo, un drone posee muy poca inteligencia artificial, por lo que en su totalidad debe ser monitoreado por el usuario, cuenta con una comunicación vía radio para monitoreo de la imagen captada, información de la batería, altura, entre otros datos; si ocurre alguna falla el sistema está diseñado para tomar acciones correctivas, como en el caso de pérdida de señal del control, el drone regresa a el lugar de despegue, sin embargo toma una trayectoria sin evasión de obstáculos, uno de los drones utilizado para este trabajo es el que se muestra en la figura 12.



Figura 12. Dron DJI S1000.

4. METODOLOGÍA

El diagrama de la metodología propuesta se muestra en la Figura 13.

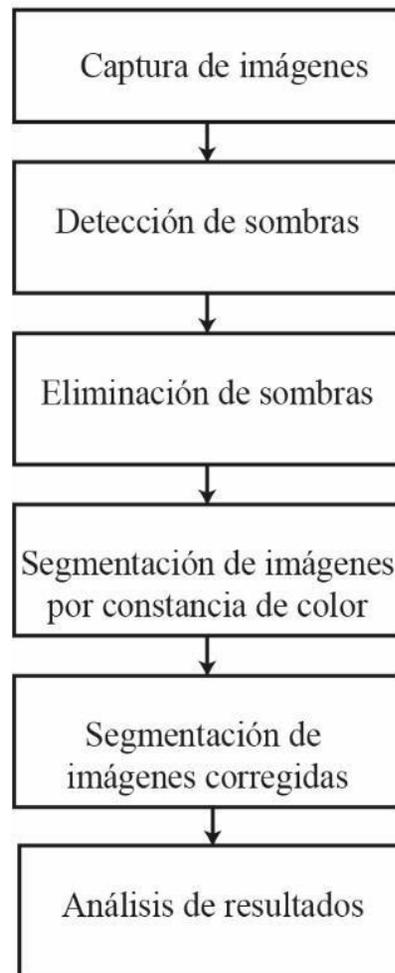


Figura 13. Diagrama de metodología general propuesta

4.1 Captura de Imágenes

La adquisición de la imagen se obtuvo mediante el uso de un DJI Phantom 4 (peso: 1380 g, tamaño diagonal: 350 mm, velocidad máxima: 20 m / s), en el que se integra una cámara con sensor CMOS 1 / 2,3", píxeles efectivos: 12,4 MP y tamaño de imagen de 3000x4000 píxeles en formato

JPEG, DNG (RAW). Se seleccionó JPEG como formato de archivo para las pruebas de procesamiento de imágenes. para la captura de imágenes no se tomó en cuenta una altura establecida ya que el principal interés era el contenido, el cual principalmente está compuesto de escenas urbanas, así también, se considera que las imágenes contengan áreas con condiciones de sombra para probar ellos métodos de detección y eliminación de sombras. En la figura 14 se muestra un esquema general del proceso de captura de imágenes.

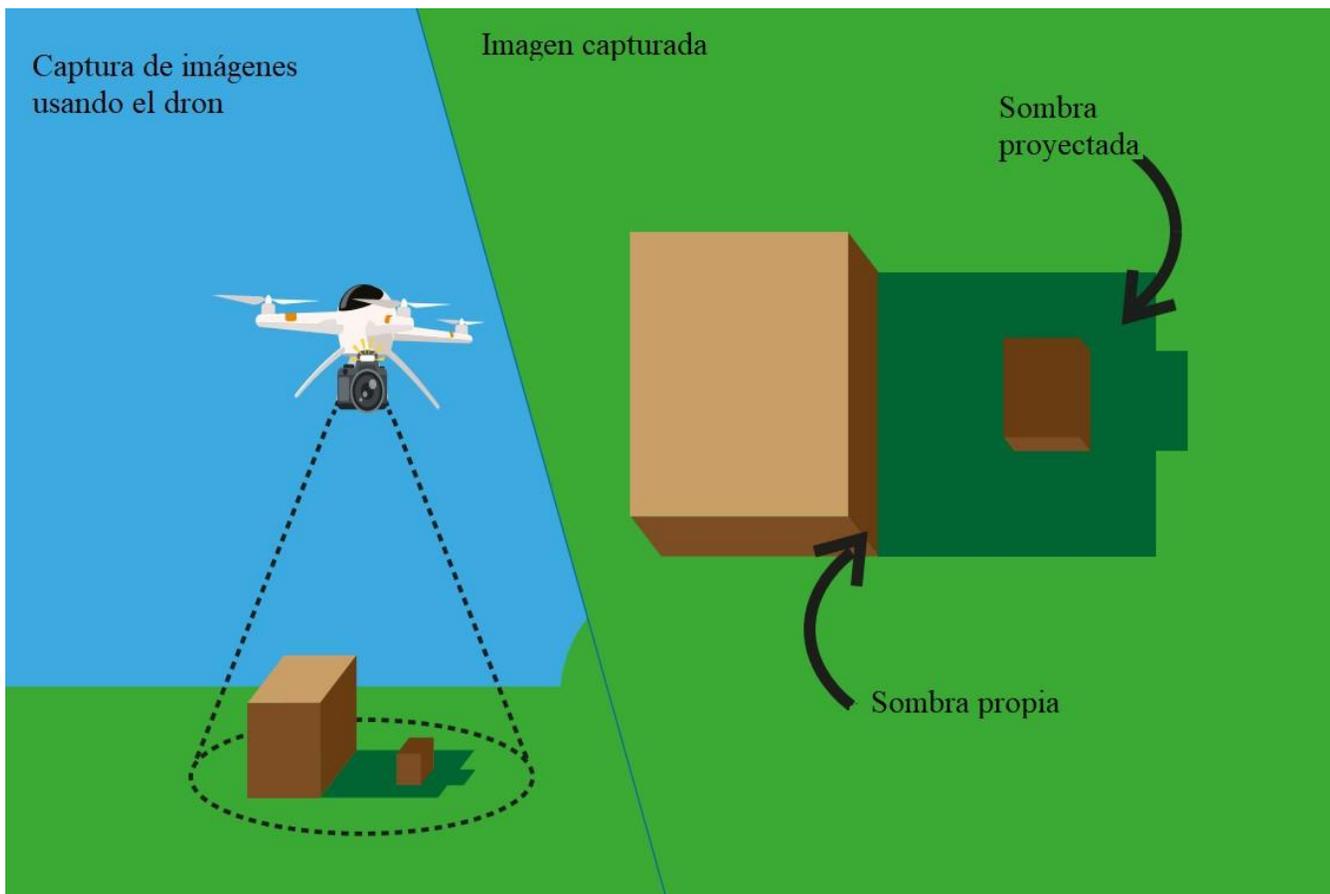


Figura 14. Dron DJI s1000 durante la captura de imágenes.

Las imágenes se capturaron en áreas urbanas seleccionadas, dichas áreas incluyen elementos urbanos como postes, carreteras, automóviles, techos rojos, áreas verdes, etc. El ángulo de captura fue vertical a una altura aleatoria; con imágenes de tamaño 4000 x 3000. En la figura 15, se muestran los casos de estudio

seleccionados para presentar en este trabajo, en los cuales se pueden observar diferentes niveles de sombras y de elementos urbanos, donde el principal objetivo de uso de estos casos de estudio es validar cada una de las metodologías propuestas.



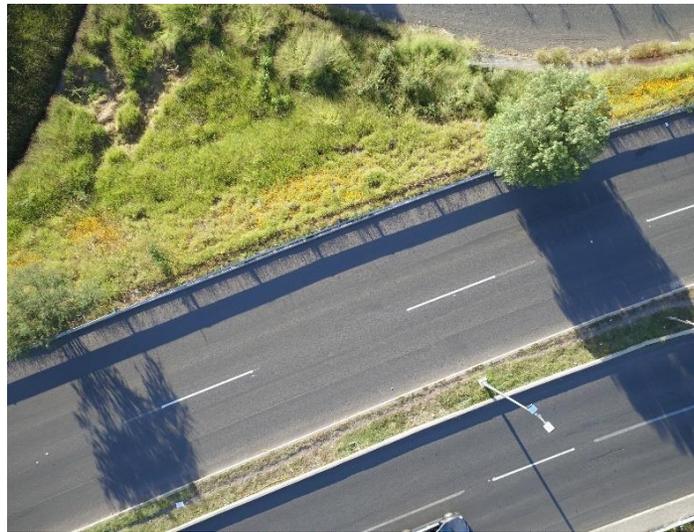
Figura 15. Casos de estudio capturados con el dron, a) Autopista (Caso 1), b) Zona urbana en la ciudad de Querétaro (Caso 2), c) Curva en la ciudad de Querétaro (Caso 3),

d) y e) Zona urbana de San Juan del Río (Caso 4 y5), y f) una imagen de autopista (caso 6).

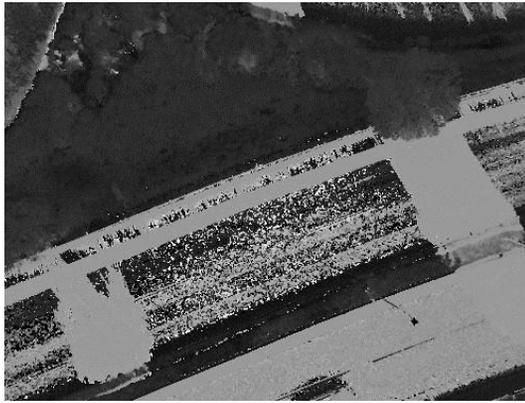
Como primer paso para la metodología a desarrollar se seleccionaron las imágenes que se muestran en la Figura 15, nombrándoles como Caso 1, Caso 2, Caso 3, Caso 4, Caso 5 y Caso 6 como se indica.

4.2 Constancia de Color:

Durante la observación de los experimentación realizada sobre las imágenes transformadas de RGB a los espacios de color intuitivos, se nota una variación en el color percibido en las zonas urbanas (en específico el concreto y asfalto), en las que la interpretación de color en dichas regiones puede presentar ambigüedades cuando se analiza por medio de dichos espacios de color intuitivos, lo cual limita los resultados de segmentación de regiones basadas en color, sobre todo en imágenes que contienen dichas regiones que son visualmente poco saturadas. Para ilustrar lo anteriormente mencionado, podemos observar el ejemplo descrito en la Figura 16.



a)



b) H y c) S.
Figura 16. a) Escena urbana, y sus canales b) H y c) S.

Como podemos observar en la Figura 16 (a), la zona que contiene el asfalto es visualmente uniforme sin una variación significativa en su color, en donde la única diferencia notable es la zona sombreada. Sí observamos la Figura 16 (b) y (c) en donde podemos ver el canal del matiz (H) y saturación (S) respectivamente, es notable la diferencia cuando relacionamos la saturación presentada con el matiz, ya que al observar la zona de asfalto en el canal H es evidentemente discontinua visual y numéricamente con respecto a la matriz de S; estas características abren la posibilidad de mejorar los resultados propuestos mediante la correcta clasificación de las regiones de baja saturación.

Algoritmo de detección y eliminación de sombras:

4.3 Detección de Sombras

En este paso se realizará la detección de sombras para su posterior eliminación; para este trabajo se propone una metodología de detección de sombras basado en una metodología basado en el concepto previamente mencionado, en el que se para el análisis numérico del color de la imagen se va a tomar en cuenta la clasificación de las áreas de baja saturación. El criterio en el desarrollo del

enfoque propuesto viene dado por las características de las sombras mencionadas por Silva et al. (2018), donde las características clave que se podrían encontrar en las sombras son:

- Luminancia (intensidad) baja, porque la radiación electromagnética del sol está bloqueada en estas regiones (Tian et al, 2016).
- Alta saturación con longitud de onda corta azul-violeta, principalmente debido al efecto Rayleigh de la dispersión atmosférica (Polidorio et al., 2003).
- Aumento de los valores de tono, debido a las variaciones de intensidad en las áreas sombreadas, que corresponden a los valores de longitud de onda del espectro de color ~ \ cite (Huang et al., 2004).

Teniendo en cuenta las características en las sombras, el método propuesto tiene como objetivo mejorar la detección de sombras mediante la realización de un análisis estadístico píxel por píxel del canal V mediante la creación de máscaras de prevalencia de componentes de color para los canales R, G y B; agregado a estos, el método propuesto agrega una máscara LS adicional. La metodología propuesta para la detección de sombras se muestra en la figura 17, donde el proceso principal se divide en tres pasos principales, denominados creación, clasificación y resultado de máscaras.

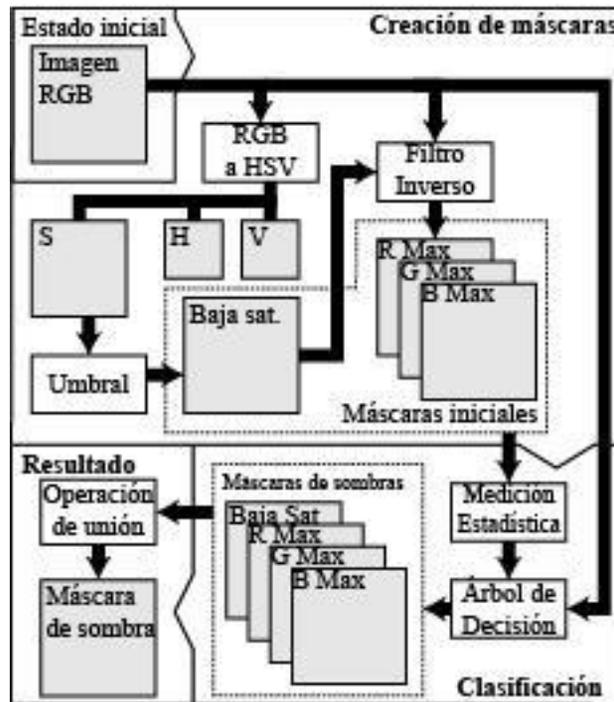


Figura 17. Metodología propuesta para la detección de sombras en imágenes aéreas.

Los resultados obtenidos durante la ejecución de la metodología propuesta descrita en figura 17 se muestran en la figura 18, donde el análisis estadístico requerido para completar la detección de sombras se presenta en el paso de clasificación, produciendo distintas máscaras de sombras que finalmente se unen en una máscara binaria de detección de sombras única.

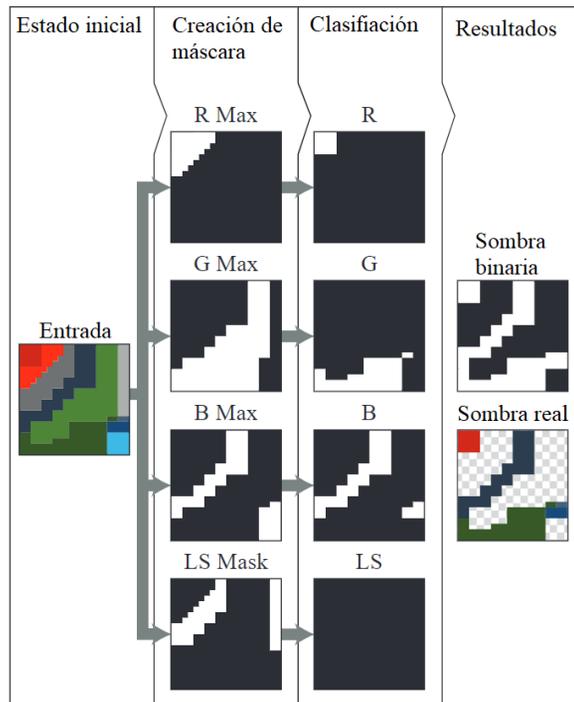


Figura 18. Detalles del proceso de detección de sombras.

4.3.1 Creación de Máscara

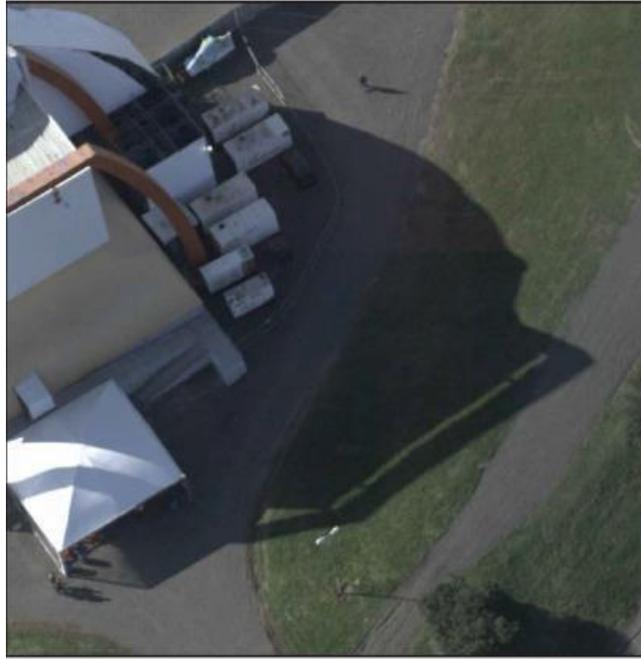
El primer paso del proceso se basa en la transformación de la imagen de entrada (i) en el espacio de color HSV; la separación de canales se realiza mediante el uso de valores de canal de saturación, donde la definición de este criterio se establece según un rango de valores de referencia, donde para el método propuesto, el rango determinado para píxeles LS se establece mediante la condición $S < 0.1$; en este primer paso de umbralización, se obtiene una imagen (M_{LS}). Los píxeles de M_{LS}^c se utilizan para extraer las máscaras M_R (máscara de canal rojo dominante), M_G (máscara de canal verde dominante) y M_B (máscara de canal azul dominante), según los criterios que se muestran la ecuación (29), donde se crean máscaras de color dominantes para cada canal de color.

$$M_R(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } R - \arg \max M_{LS}^c \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (29)$$

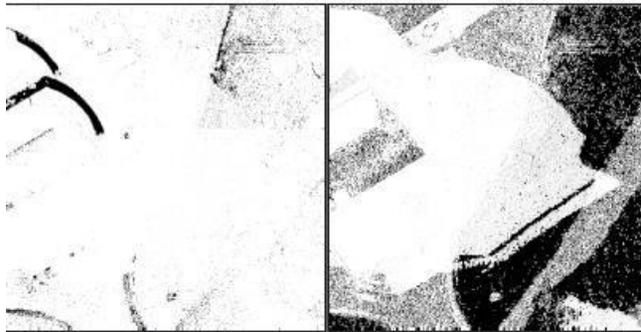
$$M_R(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } R - \arg \max M_{LS}^c \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$$M_R(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } R - \arg \max M_{LS}^c \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

De acuerdo con \autoref {eq: dominatingchannels}, si los valores de máscara distintos de cero son reemplazados por los valores RGB, la separación propuesta se puede observar como se muestra en la figura 19 donde cada imagen contiene información particular relacionada con el Se puede discernir el canal, principalmente se nota que la figura 19 (d) contiene la mayor parte de las sombras en las zonas de concreto y asfalto, esto se debe al efecto Rayleigh que es más evidente en las regiones mencionadas anteriormente. Además, se puede observar en la figura 19 (e), que el método propuesto realiza la separación de colores de baja saturación que incluye todos los píxeles con tales características.

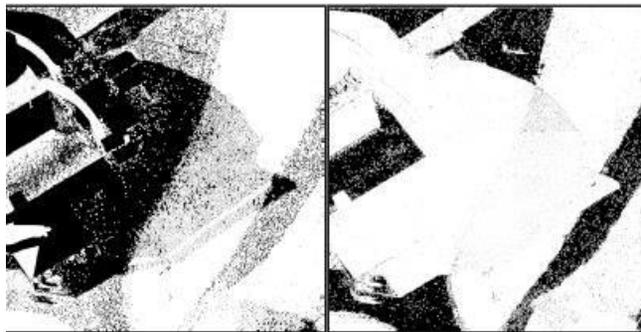


a)



b)

c)



d)

e)

Figura 19. Separación de canales en la imagen de entrada.

4.3.2 Clasificación

Utilizando el contenido de la máscara binaria obtenida de \ autoref {eq: dominatingchannels} como condición, las estadísticas del canal V se calculan individualmente para los canales R, G y B en i donde el método calcula estadísticas como la media (\bar{x}), la desviación estándar (S) y la asimetría (κ). La separación de canales basada en las máscaras (R, G, B) y la adición de la máscara LS en conjunto permiten un enfoque píxel por píxel para la detección de sombras; El método propuesto utiliza la distribución estadística de los colores presentes en cada canal, ya que los colores representan diferentes características de cromaticidad en condiciones de luz solar y sombra, las estadísticas son más precisas cuando dichas características de color se miden individualmente.

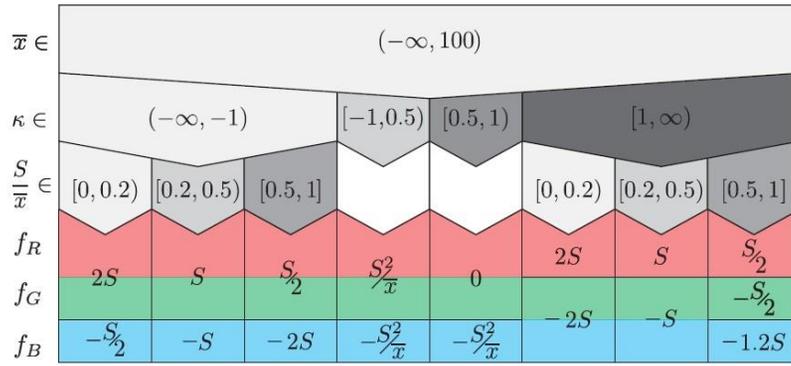
Por tanto, el método propuesto tiene diferentes parámetros para cada canal; los parámetros principales son las medidas estadísticas para cada máscara de canal de color dominante; específicamente la media (\bar{x}), la desviación estándar (S) y la asimetría (κ); el parámetro más relevante es \bar{x} ya que establece el punto de partida para lograr la detección de sombras. Mientras tanto, S establece la dispersión de la información de color en la imagen, por lo que es un parámetro de referencia para establecer la presencia real de sombras en el canal analizado. Finalmente, el tercer parámetro, κ , es útil para localizar la asimetría en la distribución del color. Los parámetros mencionados se utilizan en cada máscara de referencia de diferentes maneras en cada detección de sombras; las operaciones fundamentales para completar el proceso de detección de sombras se presentan en la ecuación (30).

$$d_b = \begin{cases} 0, & \text{if } V > (\bar{x} - f) \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (30)$$

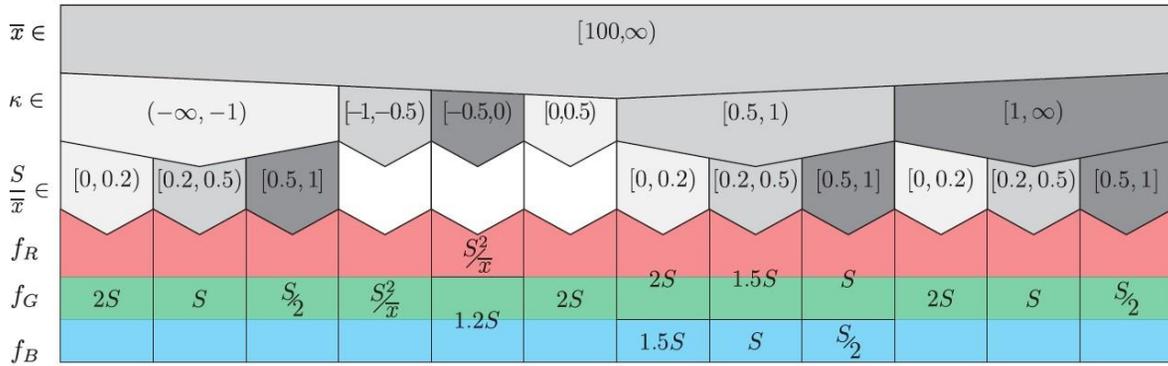
Donde \bar{x} es la media de V en cada canal; V es el valor en la máscara del canal analizado, y f es el parámetro de ajuste para la detección de sombras, que se define de acuerdo con los valores estadísticos anteriormente indicados. En el caso de la máscara LS el criterio se define por condiciones específicas que se muestran en la ecuación (31), este criterio se basa en las características de color que adquieren las regiones de concreto y asfalto en condiciones de luz solar, donde estas áreas están principalmente representadas en la máscara LS , en la que se puede observar que el rango de valores para realizar la detección de sombras se define de 5 a 15. Este valor se establece para descartar los valores más bajos que pertenecen a regiones con colores casi negros, estas regiones no contienen suficiente información de color que podría ser útil para un procesamiento posterior.

$$d_b = \begin{cases} 0, & \text{if } (5) > V > (15) \\ 1, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (31)$$

Los parámetros para calcular f para los canales R, G y B se definen heurísticamente para cada caso y se muestran en la figura 20; el agrupamiento de las regiones sombreadas y no sombreadas se ejecuta mediante un árbol de decisión con diferentes criterios para cada máscara, estas diferencias se deben a las diferentes características de color para cada canal; la figura 20 muestra el cálculo del factor de detección de sombras usando una estructura de bloque de árbol de decisión vertical para los canales R, G y B.



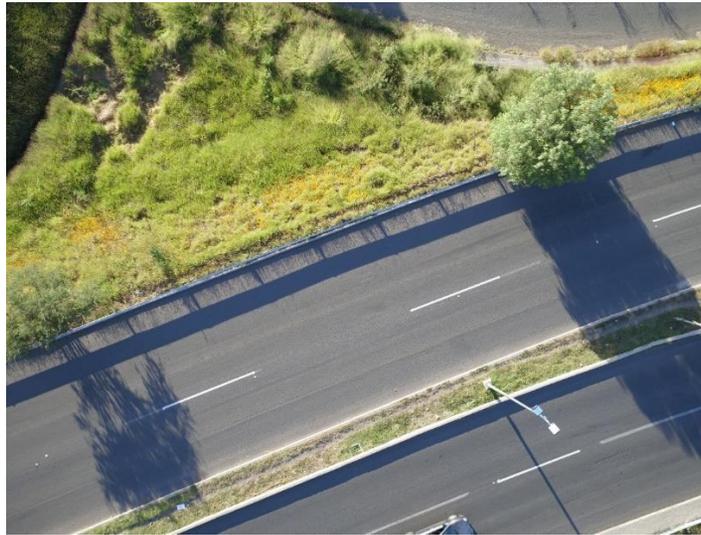
a)



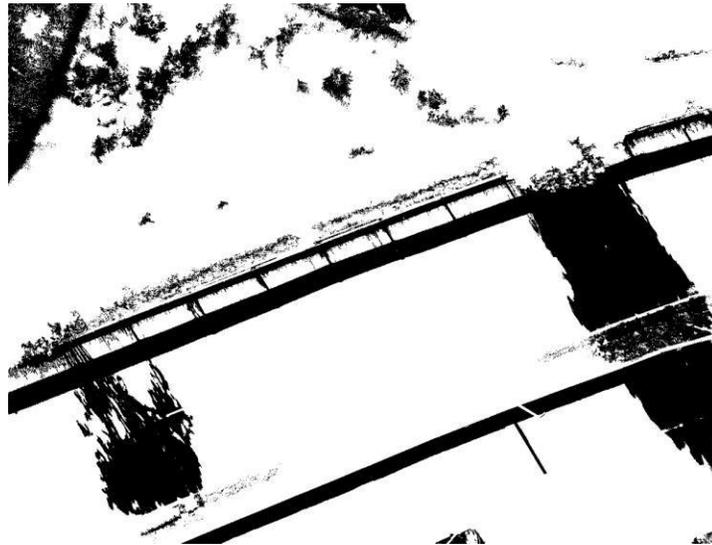
b)

Figura 20. Árbol de decisión para la detección de sombras.

Los parámetros descritos en la figura 20 se aplican individualmente para cada canal etiquetado en cada fila (color rojo, color verde y color azul) para realizar la detección de sombras; la Figura 20 (a) define las condiciones cuando $\bar{x} < 100$, y la Figura (b) define las condiciones cuando $\bar{x} > 100$; el último paso es realizar la unión de la detección de sombras como se muestra en la figura 21.



a)



b)

Figura 21. Figura 21. a) Imagen original y b) la máscara de sombras calculada.

4.4 Eliminación de sombras

La propuesta fue probada usando imágenes de UAV. Las tomas de las regiones urbanas se tomaron con una configuración que consistía en un dispositivo UAV (DJI Phantom 4) con una cámara de 12.4MP; Se estableció una altitud de vuelo variable para cada imagen a fin de que la toma contuviera suficiente información y conservara una buena resolución en tierra. El principal criterio para el desarrollo de este

trabajo viene dado por las características de las sombras mencionadas en el algoritmo anterior, donde la característica clave que se tiene en cuenta es la alta saturación con longitud de onda corta azul-violeta, principalmente debido al efecto Rayleigh de la atmósfera. dispersión.

Teniendo en cuenta el efecto Rayleigh, el método propuesto tiene como objetivo mejorar la corrección de color en las regiones sombreadas mediante la realización de un proceso estadístico de algoritmo de transferencia de color local píxel a píxel que realiza el proceso de transferencia de color mediante la creación de una máscara de color B y píxeles de baja saturación. (L_b); Además, el método propuesto utiliza una dilatación de la máscara de sombra. La metodología propuesta se muestra en la figura 22.

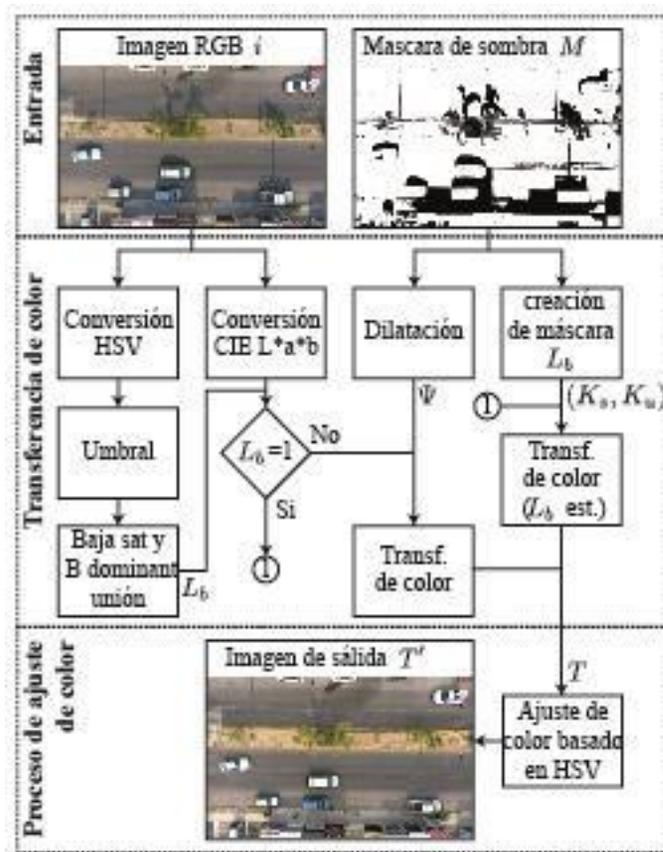


Figura 22. Metodología propuesta para la detección de sombras en imágenes aéreas.

4.4.1 Algoritmo de transferencia de color

Uno de los principales problemas que presentan los algoritmos de transferencia de color locales son las inconsistencias estadísticas encontradas en algunas de las imágenes procesadas. Para atender este inconveniente, proponemos aplicar una dilatación morfológica a la máscara de sombra ($\delta_{\lambda 5}$); esto permite incrementar la coincidencia estadística entre regiones sombreadas y no sombreadas.

La información de entrada incluye una imagen en color (i), y una máscara de sombra (M) que se utiliza como referencia para la eliminación de sombras mediante transferencia de color; la primera fase del algoritmo propuesto consiste en la creación de una operación de unión de píxeles B y LS, esta operación crea máscaras adicionales que incluyen dichas regiones; esto se expresa en ecuación (32).

$$K_s = L_b \cap M \quad (32)$$

$$K_u = L_b \cap M^c$$

Donde K_s y K_u son las máscaras de regiones sombreadas y no sombreadas, respectivamente, que conforman $L_b = (B \cup LS)$, teniendo B como máscara de canal azul. M corresponde a la máscara de sombra de la imagen de entrada i .

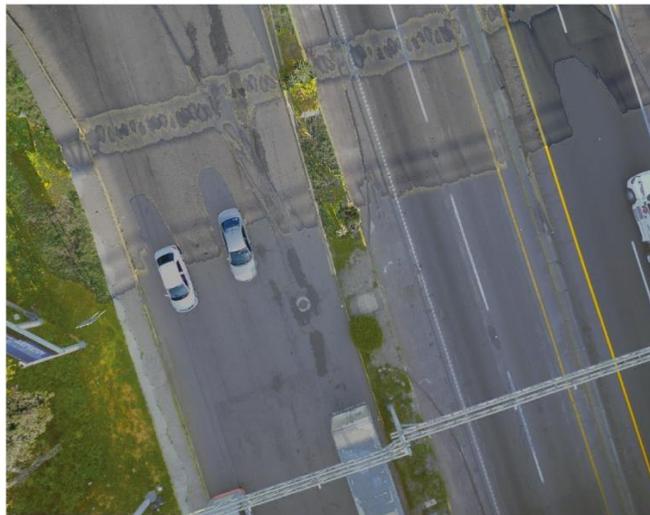
Las operaciones mencionadas anteriormente permiten realizar un análisis estadístico dividido en dos grupos: transferencia de color a través de M e i , y a través de K_s y K_u . El algoritmo de transferencia de color se ejecuta según lo propuesto por 5, en el que su operación principal se ejecuta en paralelo a cada uno de los pares M e I, y entre K_s y K_u . La ecuación (33). describe la operación de transferencia de color propuesta.

$$T_o(x, y) = \begin{cases} ((p_o(x, y) - \bar{x}_o) \frac{\sigma_{oM}}{\sigma_{oM^c}}) + \bar{x}_o & \text{if } L = 0 \\ ((p_o(x, y) - \bar{x}_o) \frac{\sigma_{oK_s}}{\sigma_{oK_u}}) + \bar{x}_o & \text{otherwise} \end{cases} \quad (33)$$

Donde T_o es un píxel en el canal o de la imagen de salida en la posición (x, y) , $p_o(x, y)$ es un píxel en i en el canal o , \bar{x}_o y \bar{x}_s son las medias de las regiones sombreadas en un canal o , \bar{x}_u y \bar{x}_c son las medias de las regiones sombreadas en un canal o , σ_{oM} y σ_{oK_s} pertenecen a las desviaciones estándar de las regiones sombreadas, σ_{oM^c} y σ_{oK_u} son las desviaciones estándar de las regiones sin sombras. Finalmente, o se refiere a los canales L, a, y b de una representación de imagen de C*I*E Lab dada. Después del cálculo de transferencia de color local, la imagen de salida T contiene corrección de color en las regiones de sombra. Para visualizar los resultados del proceso, la figura 23 (a) se utiliza para ilustrar esta propuesta y se considera como i , la Figura 23 (b) muestra la imagen resultante T .



a)



b)

Figura 23. a) Imagen de entrada y b) el resultado de transferencia de color.

4.4.2 Ajuste del color

Se puede discernir en la figura 23 (b) que el resultado de la corrección del color presenta una buena recuperación de la textura y del color. Sin embargo, aún se encuentran inconsistencias cuando se observan regiones con corrección de color y se comparan con regiones sin sombra. Por lo tanto, se propone aplicar un proceso de ajuste final solo en las regiones corregidas. En este caso, el espacio de color HSV se utiliza

para realizar el ajuste de color, tomando los valores de referencia estadísticos obtenidos de la imagen con corrección de color en términos de tono y saturación; este ajuste se ejecuta según el criterio expresado en la ecuación (34)..

$$T'(x, y) = \begin{cases} H_t(x, y) = \frac{S(x, y) + \mu_s}{2} & \text{if } R = \max \text{ or } G = \max \\ H_t(x, y) = \frac{|H(x, y) - \mu_h|}{\mu_h} (H(x, y)) & \text{if } B = \max \\ S_t(x, y) = \frac{|S(x, y) - \mu_s|}{\mu_s} (S(x, y)) & \text{if } B = \max \end{cases} \quad (34)$$

Donde T' es la imagen ajustada en la posición (x, y) en el espacio de color HSV; H y S son el matiz y la saturación de T , H_t y S_t son el tono y la saturación ajustados en T' ; μ_h y μ_s son los medios de tono y saturación en T respectivamente. La imagen resultante T' se muestra en la figura 24 (b); en comparación con la figura 24 (a), se puede observar que después del ajuste de color, las inconsistencias encontradas se reducen sin perder información de textura relevante.



a)



b)

Figura 24. a) Resultado de transferencia de color, b) resultado del ajuste de color.

Se puede observar que los resultados mostrados en las Fig. 23 y 24 indican que los límites de las sombras aún son notables; sin embargo, la inconsistencia del color se reduce y mejora después del ajuste final del color.

4.5 Algoritmo de Segmentación de Imágenes por Constancia de Color

En este paso se realizará el algoritmo de constancia de color, dado que el canal Hue (Matiz) en el espacio de color HSV no es afectado por la luminancia se utilizará dicho espacio de color para el desarrollo

de estas pruebas, para finalmente realizar la propuesta de un nuevo espacio de color del tipo intuitivo; es importante mencionar que lo que se busca es una reducción en las variaciones de color en escenas urbanas capturadas con un drone, y no la repetitividad de colores de una captura a otra.

4.5.1 Segmentación de Imágenes

Es este paso se realizará la segmentación de la imagen original capturada inicialmente sin ningún procesamiento previo, y posteriormente a la misma imagen ya con los procesamientos propuestos en este trabajo, en este caso se propone el uso del algoritmo de segmentación con una modificación del espacio de color HSV, del cual se toma como referencia el algoritmo propuesto por Angulo & Serra (2003). La metodología propuesta para el proceso de segmentación basado en constancia de color se muestra en la Figura 25.

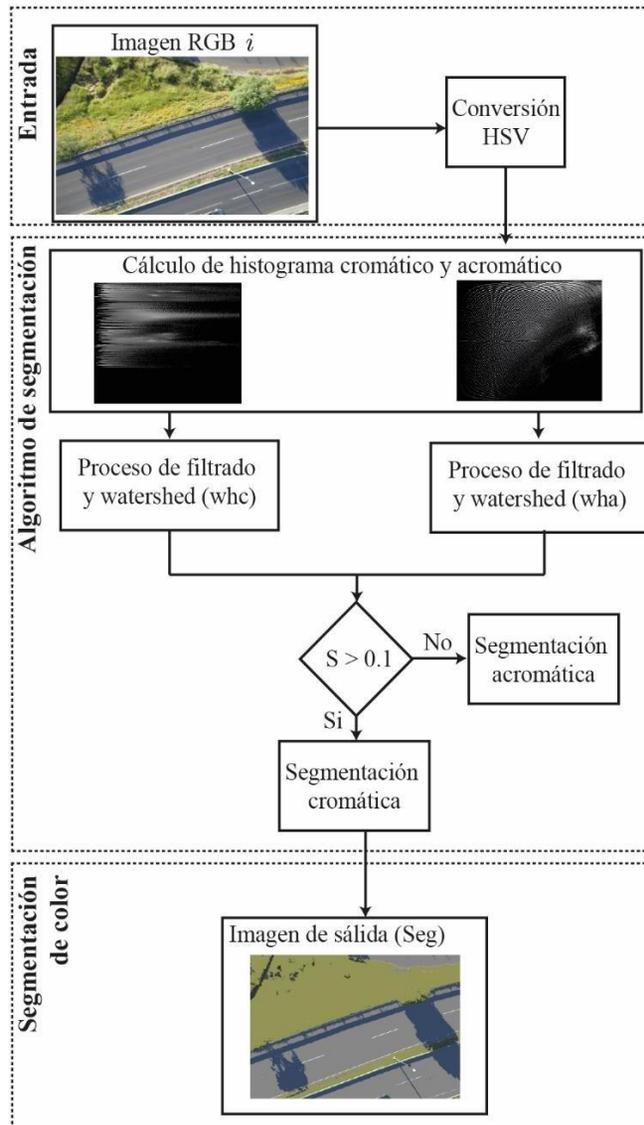


Figura 25. Metodología propuesta para la segmentación de colores de una imagen

Como se observa en la figura 25, la metodología propuesta toma en cuenta el uso de los dos histogramas, que, aunque dichas características combinadas son tomadas en cuenta en el trabajo de Angulo, no se tiene en cuenta un parámetro para la selección de estos rangos, lo que deja ambigüedades en la clasificación de regiones, especialmente en imágenes aéreas que contienen escenas urbanas. Como ya se mencionó, el presente trabajo utiliza el espacio de color HSV como base para la ejecución del algoritmo,

ya que tiene la ventaja de ser invariante a la luminancia debido a la eliminación de gamma; sin embargo, el cálculo de la matriz de saturación presenta problemas cuando se trata de regiones con valores cercanos a negro; por esta razón se considera una modificación al cálculo de la matriz de saturación la cual se define en la ecuación (35).

$$s = \text{Max}(r, g, b) - \text{Min}(r, g, b) \quad (35)$$

Donde S es la saturación de cada pixel de la imagen de entrada i ; r , g y b son los canales rojo, verde y azul respectivamente; esta forma de cálculo de la saturación es el mismo que se realiza para el espacio de color IHSL; lo cual evita que los negros se tomen como un valor en 255 al igual que los valores cercanos a negros dentro del espacio de color RGB.

Como siguiente paso del algoritmo propuesto, se procede a calcular los histogramas cromáticos y acromáticos siguiendo la construcción original para el caso del histograma acromático (coordenadas rectangulares), y en el caso del histograma cromático se realiza igualmente con coordenadas rectangulares, esto permite una mejor distribución espacial del histograma en la imagen sin incrementar la carga computacional. La figura 26 muestra la manera de acomodar los pixeles en cada histograma.

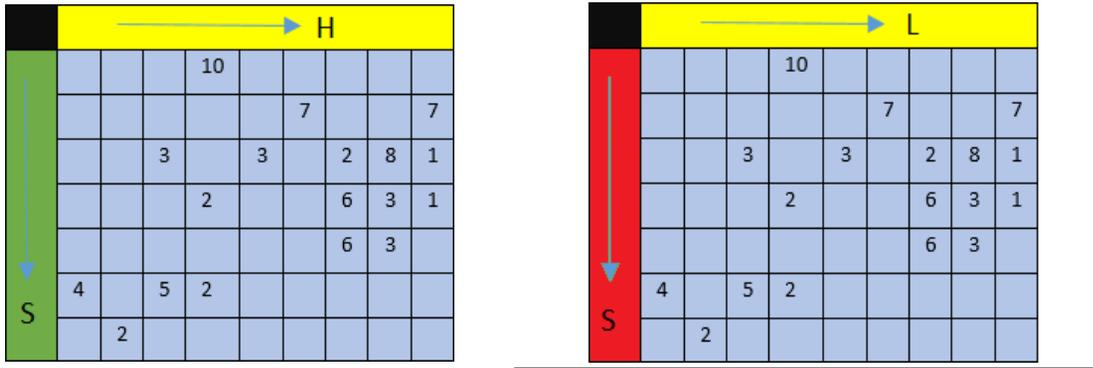


Figura 26. Acomodo de valores en los histogramas cromático y acromático

En cada posición de coordenadas que se repita se ira sumando 1 al valor en la posición definida por los canales, lo que da como resultado el histograma cromático y acromático, sin embargo dado a que el tamaño de las imágenes en las que el algoritmo es aplicado es variable se obtienen valores mayores que 255, por lo que no podría ser expresado en una imagen de RGB, para solucionarlo se aplica la función de la ecuación 36 para el histograma Acromático y la ecuación 37 para el histograma cromático (referencia).

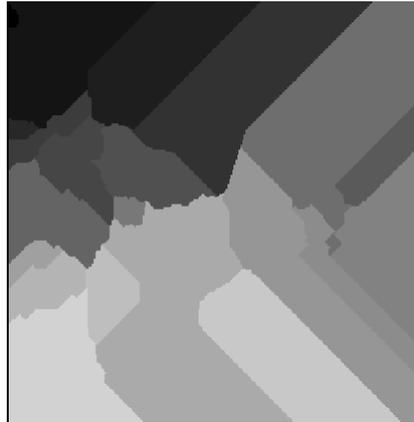
$$f_{LS}(x) = \left[\frac{\log(Hist_{vs}(x))}{Max(\log(Hist_{vs}(x)))} \right] \quad (36)$$

$$f_{HS}(x) = \left[\frac{\log(Hist_{HS}(x))}{Max(\log(Hist_{HS}(x)))} \right] \quad (37)$$

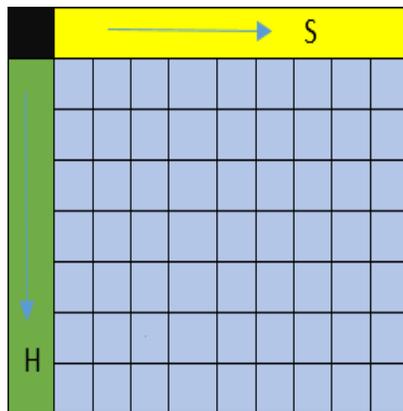
Una vez aplicando las funciones de las ecuaciones (36) y (37), se pueden desplegar los histogramas en una imagen en RGB en escala de grises, para posteriormente aplicar los operadores morfológicos los cuales ya fueron descritos con anterioridad, para este algoritmo el orden de los filtros aplicados a cada uno de los histogramas es:

- **Cerradura tamaño 2 ($\varphi_{\lambda 2}$).**
- **Negativo (i^c).**
- **Alternado por reconstrucción.**
- **Mínimos regionales al último resultado obtenido.**
- **Watershed usando los mínimos regionales y el resultado del alternado por reconstrucción.**
- **Utilizando una FIFO se etiquetan en diferentes tonos de gris seleccionados de forma arbitraria a las vertientes obtenidas en la watershed.**

Para realizar la segmentación se utilizan las vertientes obtenidas, la selección de colores se realiza mediante un acomodo de coordenadas en el que el pixel actual contado de manera normal [j,i,ch], toma el valor de la vertiente indicada según las coordenadas H y S para la segmentación cromática y L y S para la segmentación cromática, lo mencionado se describe en la Figura 27.



a)



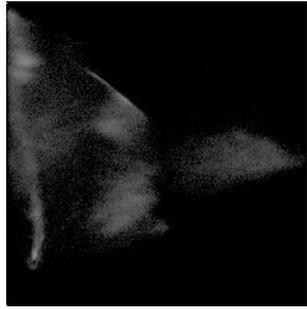
b)



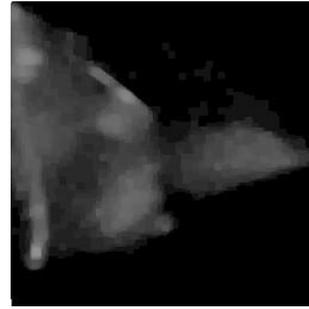
c)

Figura 27. a) Vertientes, b) selección de valor del tono de gris en las coordenadas H y S, c) imagen segmentada con falso color.

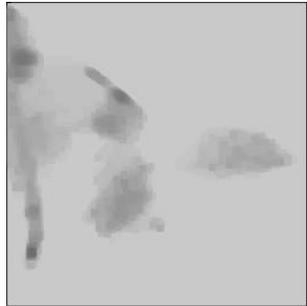
Los resultados obtenidos para cada uno de los pasos descritos con anterioridad se muestran en la Figura 28.



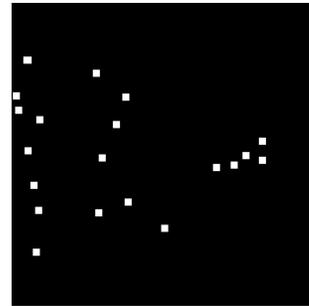
a)



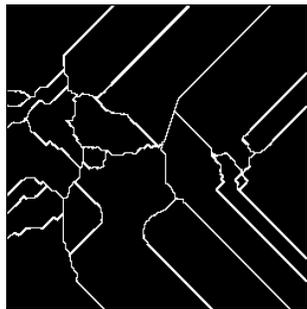
b)



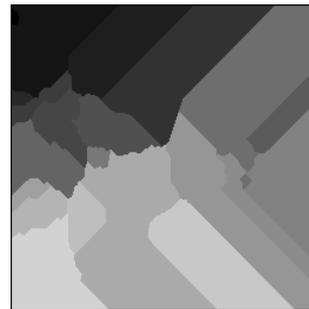
c)



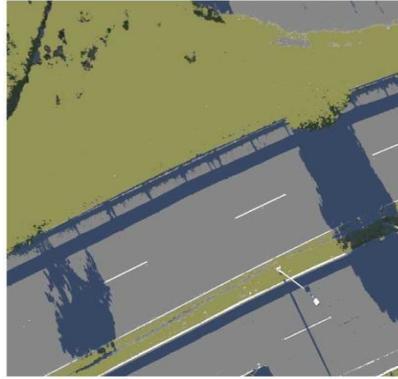
d)



e)



f)



g)

Figura 28. a) Histograma cromático, b) cerradura, c) Filtro alternado, d) mínimos regionales, e) Watershed, f) Vertientes y g) Segmentación propuesta

Para la segmentación de colores mostrada en la figura 28 (g) se realiza la asignación de color, en la cual se toman los valores originales en los canales R, G y B de la imagen original, en la cual se calcula el promedio de los valores en los canales R, G y B por cada tono de gris en la imagen segmentada en escala de grises, obteniendo la imagen a color que es mostrada en dicha figura.

5. RESULTADOS

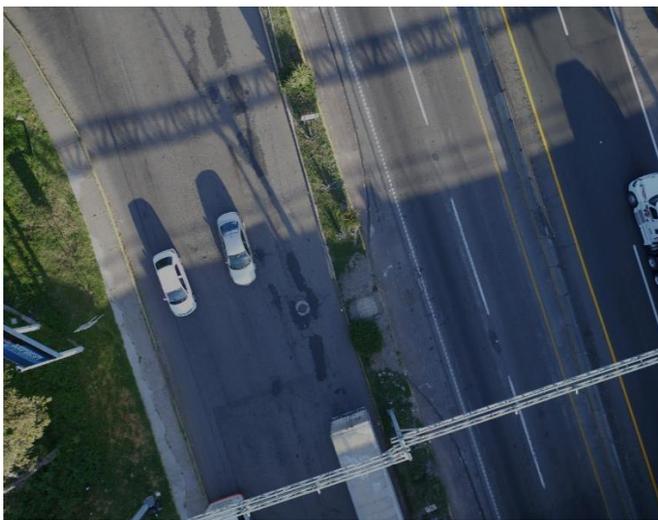
Con el objetivo de hacer más claro el desarrollo de la sección de resultados, presentaremos la descripción de los resultados de cada método de la misma manera en que se presentó en la metodología, tal como se enlista:

- Detección de sombras.
- Eliminación de sombras.

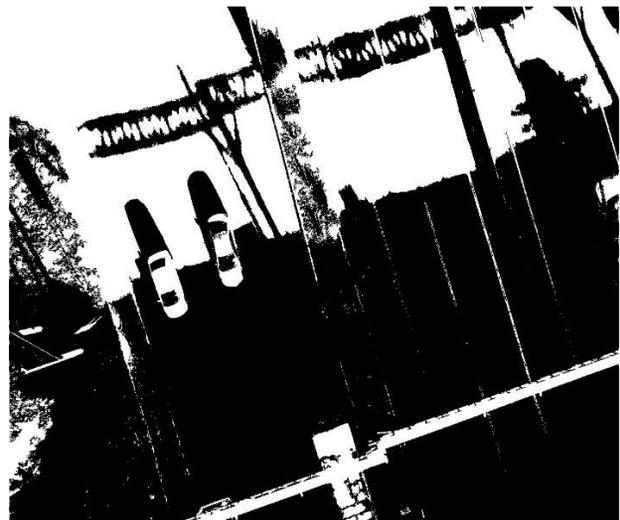
- Segmentación de imágenes por constancia de color.

5.1 Detección de Sombras

El método presentado fue probado utilizando los casos de estudio antes presentados, el resultado de la detección de sombras se muestra en la figura 29. En donde se pueden visualizar resultados visualmente adecuados para la tarea descrita.



a)



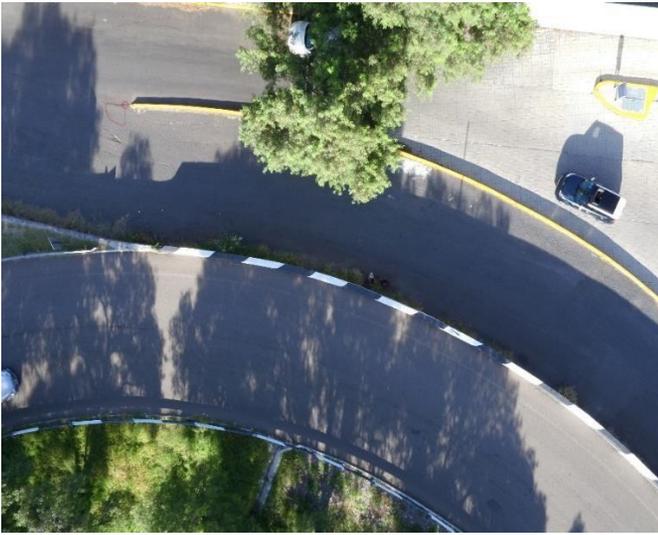
b)



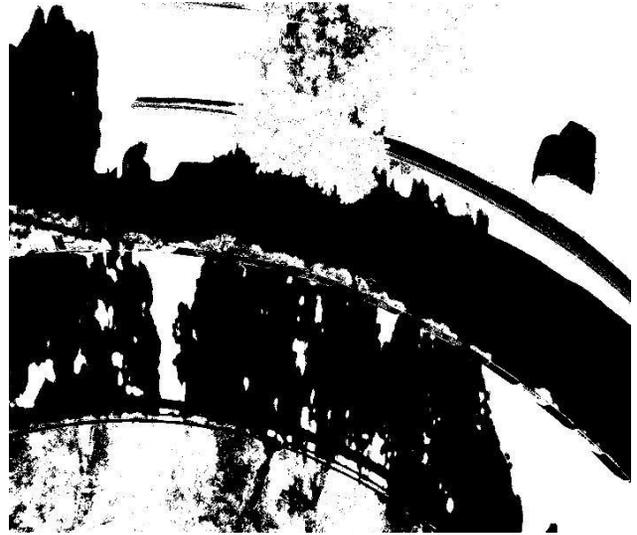
c)



d)



e)



f)



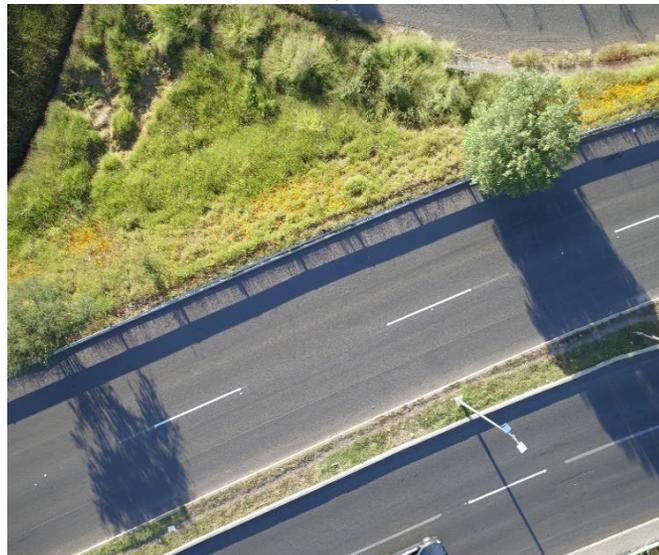
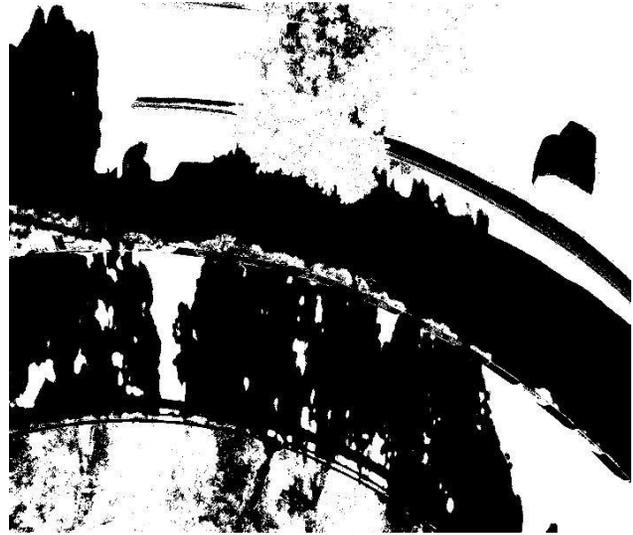
g)



h)

Figura 29. Imágenes originales (a), (c), (e) y (g); y el resultado de detección de sombras en (b), (d), (f) y (h).

Como se puede observar en cada experimento realizado en los casos de estudio mostrados, se abarca la mayoría de regiones de interés que contienen sombras; sin embargo, en el caso de los casos de estudio 4 y 5 se obtienen resultados menos satisfactorios, esto se puede apreciar en la figura 30.



g) f)
Figura 30. a), c), e) y g) muestran las imágenes originales y b), d), f) y h). el resultado de detección de sombras.

Con el objetivo de validar la metodología propuesta, se compara con otras metodologías propuestas por Silva et al. (2018), Usha Nandini & Leni (2018), Hosseinzadeh et al. (2017), y la propuesta presentada por Suny & Mithila (2013). Las principales razones detrás de esta selección de metodologías con fines de comparación es el hecho de que las dos primeras se aplican utilizando las características intuitivas del espacio de color para detectar regiones de sombra mediante dos enfoques

diferentes, y el segundo par de métodos incluye un algoritmo de aprendizaje automático y un método de espacio de color CIELab que trabaja con la luminancia de la imagen. La primera metodología se basa en el uso de la relación Specthem, el uso del espacio de color CIELCh y el método de umbralización de Otsu. Mientras tanto, la segunda metodología utiliza agrupamiento de K-means y PSO para construir su funcionalidad. El tercer método comparado se basa en CNN, un umbral de Otsu y un proceso de filtrado para segmentar las sombras. Finalmente, el cuarto método usa los valores del canal L para identificar la cantidad de luz en las regiones de la imagen. Las medidas de precisión se calculan utilizando un índice rápido (RI) y los resultados de esta comparación se presentan en la tabla 1, donde, por razones de brevedad, Silva et al. se hace referencia al método como CIELCh-Otsu, Usha Nandini y al método Leni se hace referencia como PSO, Hosseinzadeh et al. se hace referencia al método como CNN y al método de Suny y Mithila se hace referencia como CIELab.

Tabla 1. Resultados de RI para los métodos comparados de detección de sombras.

Caso de estudio	Propuesta	CIELCh-Otsu	PSO	CNN	CIELab
1	0.934	0.805	0.908	0.586	0.909
2	0.942	0.855	0.515	0.604	0.892
3	0.925	0.895	0.905	0.756	0.909
4	0.653	0.665	0.455	0.435	0.655
5	0.602	0.589	0.533	0.425	0.594
6	0.965	0.955	0.759	0.655	0.793
Promedio	0.837	0.794	0.679	0.577	0.792

Como se muestra en la tabla 1, el método propuesto obtuvo resultados de IR consistentes. Tal resultado valida la precisión de la propuesta en diferentes escenarios, mostrando este método como una solución ambivalente para imágenes aéreas capturadas con UAVs. EN el caso de los métodos que presentan resultados muy bajos, es principalmente debido a que los métodos de aprendizaje normalmente están

enfocados en la ejecución sobre imágenes de tomas cercanas y no aéreas, lo cual limita en gran medida los resultados obtenidos con estos tipos de métodos, el resto de métodos como el PSO y el CIELChotsu, son métodos normalmente ejecutados sobre imágenes satelitales, las cuales normalmente presentan características cromáticas considerablemente diferentes a las imágenes capturadas con vehículos aéreos.

5.2 Eliminación de Sombras

Como se muestra en la figura 15 todos los casos de estudio contienen escenas que cumplen con los criterios mencionados, en donde cada una contiene sombras que cubren diferentes regiones en la escena urbana. Específicamente, las figuras 15 (a-c) contienen sombras en un rango de 40-60 %, que se definen en este trabajo como imágenes de sombras altas. Este grupo de imágenes se prueba para analizar los resultados de la corrección de color en condiciones en las que las regiones sombreadas cubren un área considerablemente más grande de la escena de captura. En contraste, las figuras (d-f) están cubiertas por sombras en un 20-25 %; en este trabajo se definen como imágenes de sombra leve (SS). Además, en la Figura 15 (d) y (e), se realizó una corrección manual para refinar la máscara de sombra; esto se considera principalmente para probar el trabajo propuesto sobre imágenes donde el efecto azulado en las sombras es más iluminado que en otras. En el caso de esas escenas, las regiones sombreadas son pequeñas con respecto al grupo HS, lo que puede presentar diferencias con respecto al primer grupo de casos de estudio. También es notable que las sombras más oscuras en las regiones de hormigón y asfalto tienden a aumentar el desplazamiento a longitudes de onda azules en tales regiones.

Para comparar el método propuesto, seleccionamos dos trabajos de aprendizaje profundo: el primero es presentado por Cun et al. (2020), que desarrolla una Red Adversarial Generativa de shadow matting (SMGAN) para sintetizar sombras realistas de una máscara de sombra dada y una imagen sin sombras. El segundo es el método propuesto por Inoue et al. (2021), usando un GAN (Generative Adversarial Network) con un SynShadow propuesto, un conjunto de datos de tripletes de imagen sintética / sin sombras / mate a gran escala, y una línea para sintetizar imágenes. Ambos métodos se implementaron como detección y eliminación de sombras de un extremo a otro. En el caso del segundo grupo de trabajos, las metodologías se implementaron utilizando las mismas máscaras de sombra calculadas y utilizadas para nuestra propuesta. Los métodos probados fueron un algoritmo de eliminación de sombras propuesto por Luo et al. (2019), que se basa en un algoritmo de corrección de iluminación, y ~ el trabajo publicado por Murali & Govindan. (2013), un método de transferencia de color local que utiliza el espacio de color CIE L * a * b.

Los resultados de eliminación de sombras obtenidos para los casos de estudio 1 al 3, que son para imágenes clasificadas como HS se muestran en la figura 31; donde también se muestran los resultados obtenidos con los otros métodos comparados; a fines de brevedad, se hace referencia al método de Cun et al. Como SMGAN, Inoue et al. El método se denomina SynShadow, el método de Luo et al. se denomina Corrección de iluminación, y el método de Murali y Govindan se denomina Transferencia de color.

Es evidente que cuando se realiza la eliminación de sombras en imágenes HS probadas, los resultados se ven obstaculizados debido a la gran cantidad zonas cubiertas por tales sombras. Asimismo, se nota que las sombras propias que se encuentran típicamente en árboles y arbustos presentan una dificultad para recuperar el color. En la figura 31 (a-c), se muestran los resultados obtenidos en el método de corrección

de Iluminación. Se puede observar que el algoritmo de corrección de iluminación pierde precisión en la recuperación del color cuando las sombras cubren asfalto y concreto; esto puede verse como un color azulado en tales regiones. Este hecho hace que los límites de las sombras sean evidentes a pesar de la corrección de límites propuesta en el trabajo probado. Además, se nota en las regiones marcadas que las áreas verdes pierden precisión de color e información de textura. En la figura 31 (d–f), se muestran los resultados proporcionados por el método SMGAN. Se puede apreciar que este método mantiene las características de textura en las regiones corregidas, pero carece de una corrección de color precisa y reduce la resolución de la imagen para reducir la carga computacional. La figura 31 (g–i) muestra los resultados del método de transferencia de color. Se muestra que a pesar de utilizar un método de transferencia de color basado en el espacio de color CIE $L^* a^* b$, las regiones de hormigón y asfalto tienden a mantener el color azul o adquirir un tono similar a otras regiones dominantes en las regiones sin sombra. La condición mencionada anteriormente es especialmente notable en la Figura 31 (i) en la región marcada con un rectángulo amarillo, donde las sombras corregidas en el asfalto se vuelven verdes. Además, en las regiones de césped resaltadas con flechas, se puede observar que dichas regiones se ven borrosas. En el caso de la figura 31 (j–l), se puede observar que el método SynShadow muestra resultados visualmente precisos que mejoran el suavizado del contorno en comparación con los métodos tradicionales, pero las regiones corregidas siguen siendo evidentes debido a la diferencia cromática encontrada principalmente en las zonas de asfalto, como se indica en el rectángulo amarillo. También, se sobre iluminan las zonas verdes corregidas. Finalmente, la figura 31 (m–o) nos muestra los resultados del método propuesto. Aunque

los límites aún se notan, se percibe que el color en las áreas de asfalto mantiene una consistencia visual precisa con respecto a la zona originalmente sin sombra, como se marca en los rectángulos amarillos. Además, se puede notar que las áreas de césped resaltadas mantienen información de textura. Como se pudo observar en la Figura 31, las imágenes HS complican la tarea de eliminación de sombras debido a la información limitada contenida en las regiones sin sombras. A pesar de esto, el método propuesto muestra consistencia visual para el color y la textura en las regiones de césped y asfalto.



Figura 31. Resultados de corrección de iluminación para los casos de estudio a) 1, b) 2 y c) 3; Resultados del método SMGAN para los casos de estudio d) 1, e) 2 y f) 3; resultados de transferencia de color para los casos de estudio g) 1, h) 2 e i) 3; resultados del método SynShadow para los casos de estudio j) 1, k) 2 y l) 3; resultados del método propuesto para los casos de estudio m) 1, n) 2 y o) 3.

El siguiente conjunto de resultados para imágenes clasificadas como tipo SS (casos de estudio 4.5 y 6) se muestra en la figura 32. Como se muestra en la figura 32 (a), (b) y (c), el algoritmo de corrección de iluminación tiende a representar colores similares al azul en el asfalto y el hormigón. En la figura 32 (d), (e) y (f), el método SMGAN modifica las áreas no sombreadas, lo que representa una alteración completa de la información de la imagen. Los resultados que se muestran en la figura 32 (g), (h) e (i) muestran que la corrección de color en las regiones de concreto y asfalto también tiende a mantener el color azul o adquirir un tono como otras regiones estadísticamente dominantes. La figura 32 (j), (k) y (l) muestran que los resultados de la eliminación de sombras presentan una correspondencia de color precisa, en la que las regiones corregidas pueden observarse una ligera sobre iluminación; esto es especialmente notable en las regiones señaladas con un rectángulo amarillo. Con respecto a la figura 32 (j), (k) y (l) representan los resultados del método propuesto. Se nota que el color en áreas de asfalto y concreto se recupera con precisión visual que en algunas regiones corregidas se observa que es oscuro respecto a regiones contiguas no sombreadas. Resumiendo, los resultados mostrados en la figura 32, es evidente en las regiones marcadas en un rectángulo amarillo que la consistencia del color se mejora en el método propuesto, en el que los límites de las sombras no son tan evidentes como los otros métodos tradicionales probados. Además, es bastante destacable que las auto-sombras corregidas en la vegetación resaltada presentan una mejora en la conservación de la textura. Asimismo, se puede apreciar que también se corrigen las sombras propias.



Figura 32. Resultados de corrección de iluminación para los casos de estudio a) 4, b) 5 y c) 6; Resultados del método SMGAN para los casos de estudio d) 4, e) 5 y f) 6; resultados de transferencia de color para los casos de estudio g) 4, h) 5 e i) 6; resultados del método SynShadow para los casos de estudio j) 1, k) 2 y l) 3; resultados del método propuesto para los casos de estudio m) 1, n) 2 y o) 3.

Como se ve en las figuras 31 y 32, el método propuesto ofrece resultados visuales precisos, en los que la corrección del color y la preservación de la textura son los principales aspectos tratados en este trabajo. Para complementar el análisis cuantitativo, se realizó un análisis visual de los resultados obtenidos; en la figura 33, se realiza la comparación en zonas específicas.

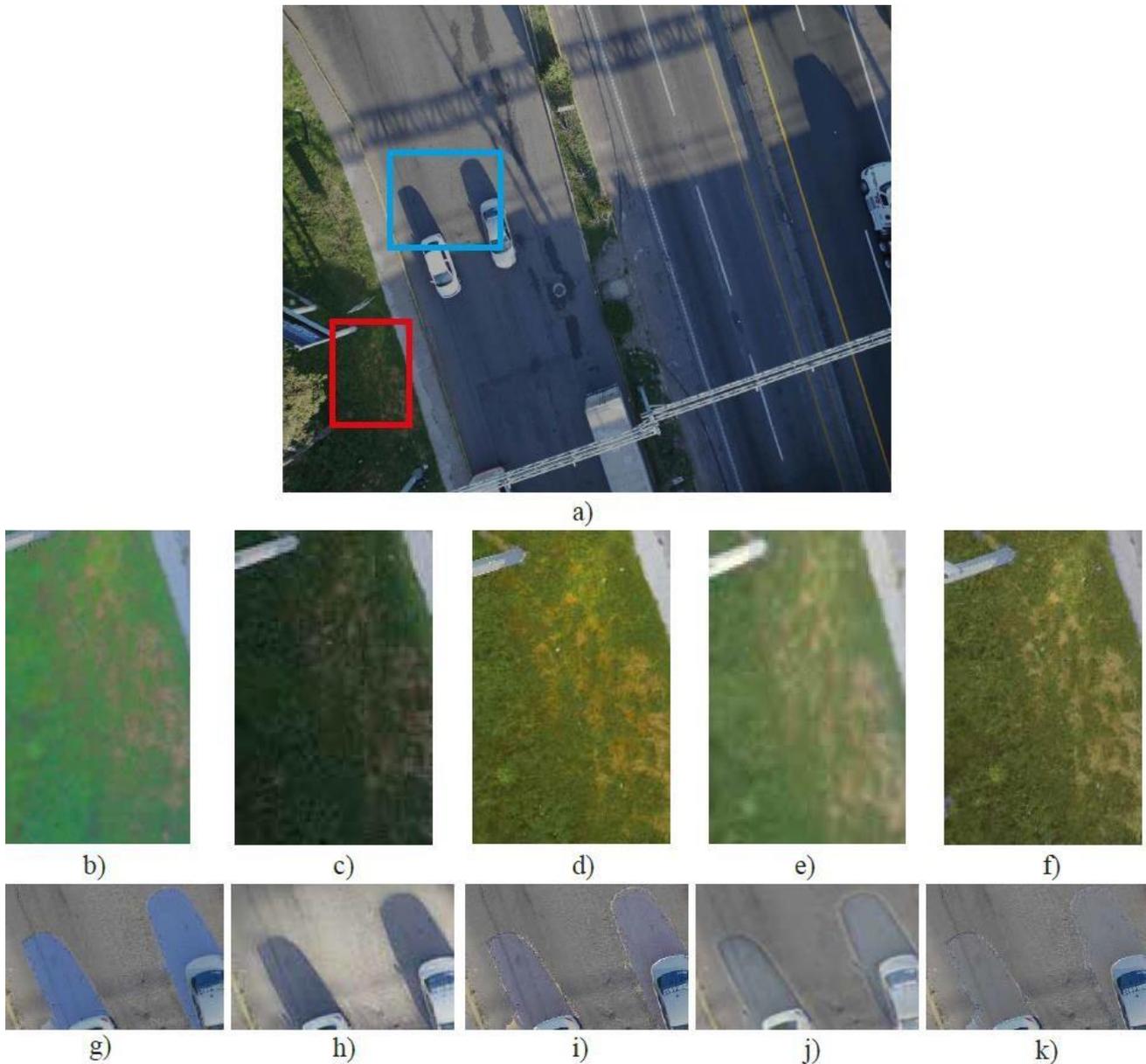


Figura 33. Comparación de los diferentes métodos probados para validar la metodología propuesta.

Las zonas analizadas se delimitan con cuadrados azules y rojos como se muestra en la figura 33, en el que los criterios cualitativos para evaluar los resultados de la eliminación de sombras son la corrección del color y la preservación de la textura. Como se observa en la figura 33 (b) y (g), el método de corrección de iluminación proporciona resultados en los que la información de color y textura no es visualmente consistente con respecto a regiones sin sombra con cobertura terrestre similar, y la información de textura en áreas verdes es borrosa. En la figura 33 (c) y (h), se nota una pérdida de resolución debido al método SMGAN, además el proceso de extremo a extremo muestra un paso de detección de sombras deficiente en el caso de estudio analizado. En el caso de la figura 33 (d) e (i), es evidente que la información de textura se conserva con precisión. Sin embargo, la información de color es visualmente inconsistente con respecto a las regiones sin sombra con la misma cobertura terrestre; específicamente, la figura 33 (d) muestra colores sobresaturados con una textura aceptable que conserva, y el asfalto en la figura 33 (i) muestra colores azulados en las regiones corregidas. Los resultados del método SynShadow que se muestran en la figura 33 (e) y (j) muestran una corrección sobre iluminada en áreas verdes (ver la figura 33 (e)), y las regiones de asfalto corregidas muestran color inconsistencia en los límites de la sombra como se muestra en la figura 33 (e). Además, la resolución de la imagen se reduce evidentemente en los resultados proporcionados. La figura 33 (f) y (k) muestran los resultados obtenidos con el método propuesto; la correspondencia de color proporcionada en las regiones de asfalto corregidas (ver la figura 33 (k)) se mejora en comparación con los otros métodos probados. Aunque los límites de las sombras aún son visibles, la diferencia en términos de color entre las regiones sin sombrear y corregidas se reduce con respecto al

resto de los métodos. Además, como se observa en la figura 33 (f), las áreas verdes presentan una textura y un color más precisos en comparación con el resto de los métodos probados. En la figura 33 se vio que el trabajo propuesto muestra resultados visualmente más precisos durante el análisis cualitativo que el método probado.

Aunque algunos conjuntos de datos de eliminación de sombras están disponibles (Guo et al., 2011; Vicente et al., 2018; Yoon et al., 2020), se han creado para imágenes de cerca. Actualmente, no existe un conjunto de datos relacionado con la eliminación de sombras en imágenes aéreas urbanas, principalmente debido al mayor costo de captura de imágenes; esto complica el análisis de los resultados de la eliminación de sombras, ya que no se pudo tomar ningún punto de referencia. Con el fin de realizar la evaluación cuantitativa, en este trabajo utilizamos el índice de desviación estándar sombra (SSDI) propuesto por Luo et al. (2019). El cálculo SSDI se lleva a cabo para cada canal (R, G y B) de la imagen de salida T , definida por σ_{s-ns} , como se muestra en la ecuación (38).

$$\sigma_{s-ns} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_{b,i}^s - \bar{F}_b^{ns})^2} \quad (4)$$

Donde b es el canal actual de la imagen y B es el número total de canales en la imagen corregida, i es el píxel en las regiones de sombra y N es el número total de píxeles en la imagen corregida. regiones de sombra. F^s es la región de sombra corregida, y \bar{F}^{ns} es la media del conjunto de muestra sin sombrear correspondiente del mismo canal. El SSDI es útil para medir la variación de las regiones sombreadas corregidas con respecto a las regiones no sombreadas. Un valor de SSDI bajo especifica que las regiones

de sombra corregidas son consistentes con las regiones sin sombrear, y un valor de SSDI alto indica que las regiones de sombra corregidas no son consistentes con las regiones sin sombrear. En la tabla 2 se muestran los resultados de los valores de SSDI calculados, donde un valor más bajo indica una mejor consistencia numérica de color.

Tabla 2. Resultados de SSDI para los métodos comparados de eliminación de sombras.					
Caso de estudio	Proposed work	Corrección de iluminación	Transferencia de color	SMGAN	SynShadow
1	17.239	36.963	28.198	33.78	19.610
2	20.953	22.396	20.579	31.98	17.155
3	11.895	21.16	15.798	17.139	12.26
4	13.145	19.458	22.242	13.971	13.81
5	14.779	20.483	20.809	13.212	16.3
6	12.9	23.484	21.866	18.852	13.288
AVG	15.152	21.991	21.582	21.489	15.404

En la tabla 2 se pueden observar los resultados de SSDI calculados a partir de los métodos probados. En el caso concreto del caso de estudio 1, el trabajo propuesto presenta una mejora de hasta 19 unidades respecto al método de corrección de Iluminación. No obstante, en la prueba 2, se percibe que el método SynShadow presenta un valor de SSDI más bajo.

En los resultados promedio, se observa valores cercanos entre los métodos Corrección de iluminación, Transferencia de color y SMGAN, y en el caso del método SynShadow y el método propuesto, los resultados promedio son numéricamente cercanos, donde nuestra propuesta es menor en aproximadamente en 0.25.

De acuerdo con el análisis cualitativo y cuantitativo, se demostró que el trabajo propuesto proporciona resultados precisos de corrección de color y preservación de textura, mejorando los otros métodos probados. Los resultados validaron el método propuesto como una solución alternativa para realizar automáticamente tareas de eliminación de sombras en imágenes aéreas urbanas sin cambiar el tamaño de la imagen de entrada.

Como se demostró, la tarea de eliminación de sombras ejecutada sobre imágenes que contienen escenas aéreas urbanas sigue siendo una tarea desafiante. De acuerdo con los experimentos ejecutados, el método de corrección de Iluminación presentó marcados colores azulados en zonas corregidas que incluyen asfalto y concreto; esto es especialmente visible en la figura 31 (a), (b) y (c). Este resultado se debe principalmente a la falta de corrección cromática en las regiones sombreadas que incluyen elementos que presentan colores poco saturados cuando son iluminados por la luz solar y azulados cuando son iluminados por un lucernario. En el caso del método de transferencia de color, se ejecuta la corrección cromática. Sin embargo, como se observa principalmente en la figura 31 (i) y la figura 32 (i), las sombras corregidas muestran un ligero color verde; esto se produce durante el proceso de transferencia de color; las regiones no sombreadas de baja saturación se clasifican con el resto de colores no sombreados contenidos en la imagen, esto provoca una clasificación ambigua que provoca que los resultados de la transferencia de color proporcionen regiones corregidas que muestran un ligero tono de color similar a la región dominante (color verde en los experimentos realizado).

Se puede ver en la figura 31 (d), (e) y (f); y la figura 32 (d), (e) y (f), que el método SMGAN presenta resultados variados, en los que se observa que en el caso de la figura 31 (f), Las regiones corregidas muestran resultados precisos de color y textura, pero dichos resultados no se extienden al resto de las imágenes. Adicionalmente, en la figura 32 (d) y (e), se observa que el método modifica los colores en toda la imagen. Por último, los resultados del método SynShadow se muestran en la figura 31 (j), (k) y (l); y la figura 32 (j), (k) y (l); es evidente que el método SynShadow realiza un suavizado de límites aceptable. Sin embargo, los resultados de la corrección de color siguen siendo visualmente perceptibles; Además, la corrección de áreas verdes sombreadas tiende a proporcionar píxeles sobre iluminados, esto se observa principalmente en la figura 31 (j) y (l), y se detalla en la figura 33. Los métodos de aprendizaje profundo presentan una metodología innovadora y funcional que es capaz de ejecutar tareas como un proceso de principio a fin; se puede discernir en que los métodos basados en el aprendizaje profundo brindan resultados que mejoran el suavizado de los límites cuando se comparan visualmente con el resto de métodos tradicionales. Sin embargo, los resultados pueden variar según el proceso de entrenamiento y el desarrollo del método, y la carga computacional implica un cambio de tamaño de la imagen que puede conducir a la pérdida de datos; Además, aunque se ejecuta el suavizado de los límites de las sombras, los resultados de la corrección de color proporcionados aún conservan la evidencia visual de las regiones corregidas.

Los resultados de las pruebas ejecutadas en el presente trabajo se muestran en la figura 31 (m), (n) y (o); y la figura 32 (m), (n) y (o). A través de ellos se demostró que la ejecución de la clasificación de colores agrupando las regiones que contienen hormigón y asfalto mejora los resultados de la

corrección de color y evita la clasificación estadística errónea de dichas regiones. También se demostró que la dilatación aplicada a la máscara de sombra mejora la relación estadística entre regiones sombreadas y no sombreadas; esto se puede apreciar en una mejor conservación de la textura, especialmente en áreas verdes como se detalla en la figura 33. La carga computacional relativamente baja permite que este método se ejecute sobre imágenes de alta resolución. No obstante, el suavizado de límites sigue siendo deficiente en la mayoría de los casos de estudio probados; esto abre la oportunidad de mejorar los resultados actuales trabajando en el procesamiento de los contornos de sombras. Finalmente se puede afirmar que el presente trabajo presenta una herramienta alternativa que puede adaptarse a cualquier algoritmo de detección de sombras para procesar el proceso automático o semiautomático de principio a fin.

5.3 Segmentación de Imágenes por Constancia de Color

El tercer bloque consiste en la segmentación de imágenes aéreas urbanas con el proceso descrito en la sección 4.3, las imágenes presentadas en los casos de estudios de la figura 15 fueron utilizados a fin de demostrar la mejora en la segmentación de regiones que el presente trabajo puede ofrecer y así probar el desempeño del método con las imágenes, en este caso se utiliza el método desarrollado por Angulo (2005), y un método de segmentación basado en K-means clustering, que utiliza como base el espacio de color HSV. La figura 34 muestra los resultados obtenidos para la presente propuesta, estos fueron tomados de los resultados mostrados en la figura 31 (m-o).

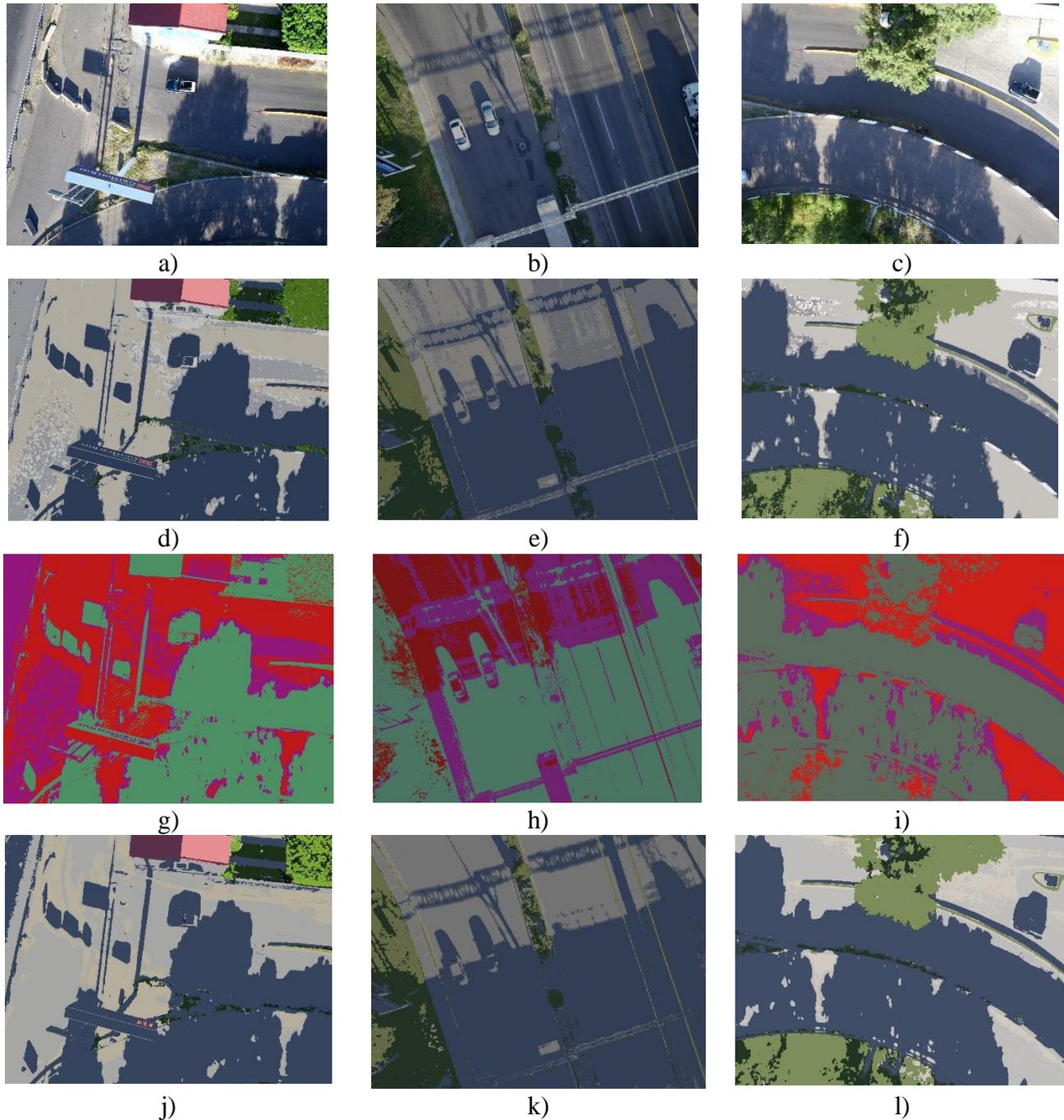
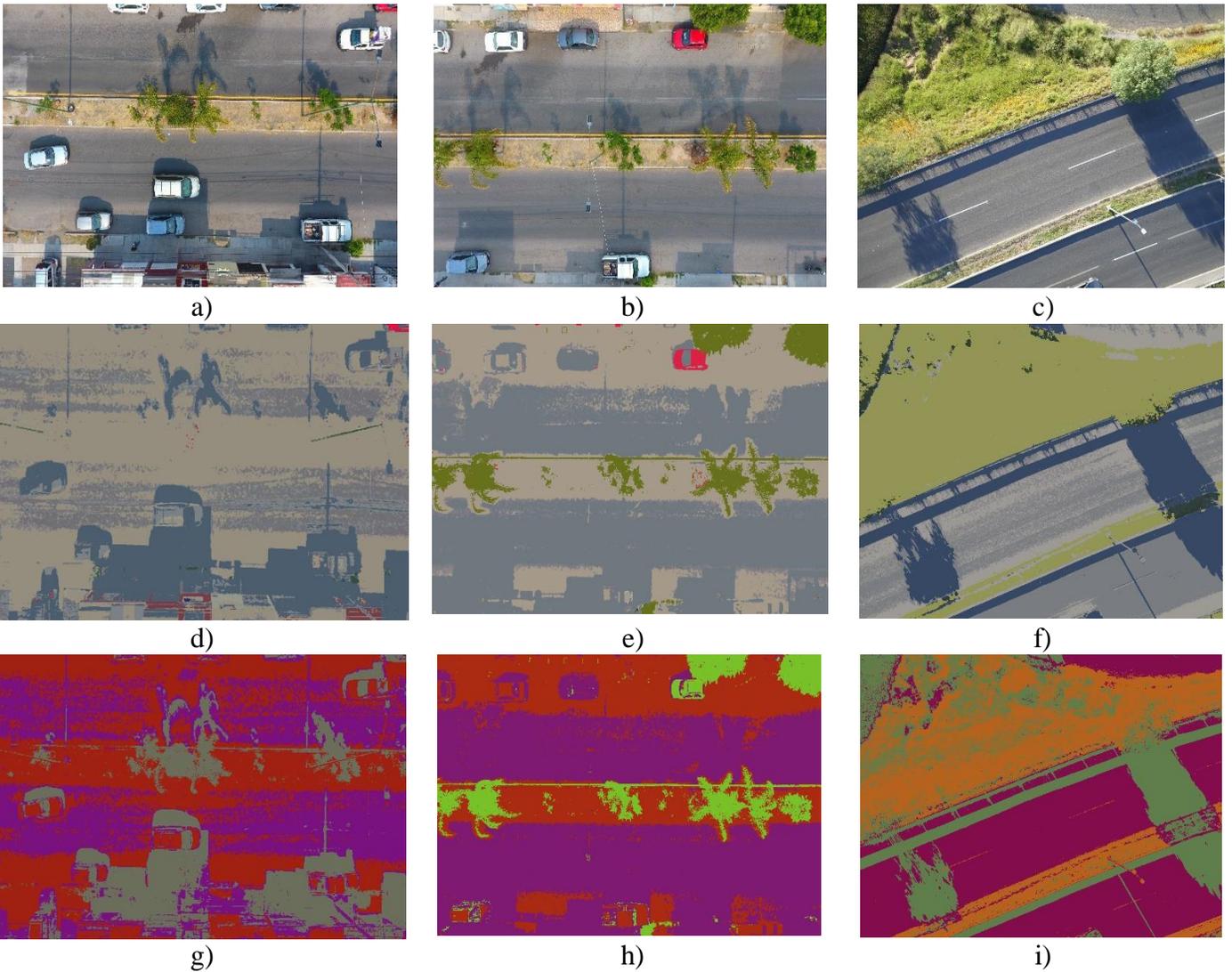


Figura 34. Imágenes de entrada, casos de estudio a) 1, b) 2 y c) 3; Resultados del método De histograma cromático rectangular para los casos de estudio d) 1, e) 2 y f) 3; resultados de Segmentación por K-means clustering ($k=3$) para los casos de estudio g) 1, h) 2 y i) 3; Resultados del método propuesto para los casos de estudio j) 1, k) 2 y l) 3.

Como se puede apreciar en la figura 34, las regiones que incluyen asfalto y concreto tienden a presentar segmentaciones con muchas discontinuidades que pueden ser apreciadas de manera visual, esto es notable den la figura 34 (d-e), en donde dichas zonas presentan segmentos pequeños dentro

de las regiones que pertenecen al asfalto y/o concreto; en el caso de la segmentación realizada con el método k-means, se puede observar que a pesar de haberse ejecutado seleccionando 3 regiones únicamente, aún presentan estas inconsistencias en las zonas mencionadas, lo cual demuestra la complicación que presentan este tipo de regiones en la segmentación de regiones basada en color cuando se utilizan espacios de color intuitivos; EN el caso del método propuesto, se puede observar una consistencia mejorada en las regiones de asfalto y concreto, en las que se pueden clasificar tales regiones de manera más adecuada. En la figura 35 se muestran los resultados obtenidos para la segmentación de los casos de estudio 4, 5 y 6.



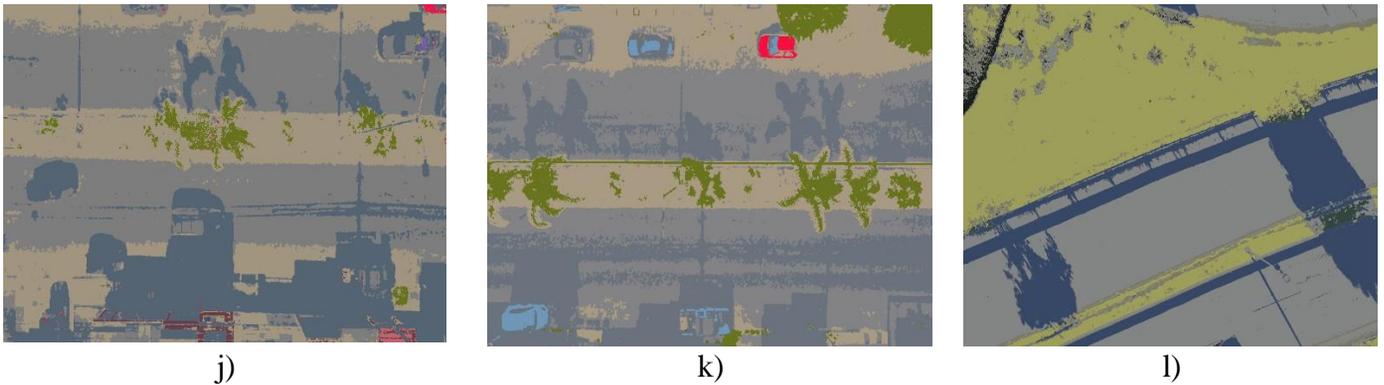


Figura 35. Imágenes de entrada, casos de estudio a) 4, b) 5 y c) 6; Resultados del método De histograma cromático rectangular para los casos de estudio d) 4, e) 5 y f) 6; resultados de Segmentación por K-means clustering ($k=3$) para los casos de estudio g) 4, h) 5 e i) 6; Resultados del método propuesto para los casos de estudio j) 4, k) 5 y l) 6.

Se puede observar de los resultados mostrados en la figura 35 (d-f) que los resultados ofrecidos por el método de segmentación por histograma cromático rectangular muestran inconsistencias mayores en las regiones de baja saturación; así también, en el caso de la segmentación por K-means clustering que muestra una delimitación de regiones visualmente errónea en los casos específicos de la figura 35 (g) y (h) es especialmente evidente. Finalmente, en los resultados del método propuesto se puede observar una clasificación más homogénea en las regiones, teniendo únicamente las sombras como agregado en la segmentación.

Como se puede apreciar en los resultados presentados en este trabajo, la segmentación realizada tomando en cuenta las características cromáticas y acromáticas de la imagen puede mejorar los resultados provistos, por lo que es notable que dichas características tienen una importancia relevante en la segmentación basada en color, especialmente en imágenes que contienen escenas urbanas, esto es principalmente debido a las características cromáticas que estos presentan, lo cual causa una clasificación estadística errónea de los colores. Estos detalles mencionados son bastante perceptibles en los métodos probados, en los que las regiones de asfalto y concreto lucen bastante irregulares a pesar de tener pocas regiones de segmentación.

5.4 Segmentación de Imágenes Corregidas

Como paso final se procede a realizar la segmentación de las imágenes corregidas, lo cual es realizado para comprobar de forma visual los resultados de segmentación provistos por los preprocesamientos realizados en este trabajo. Los resultados de segmentación en las imágenes corregidas se muestran en la figura 36.

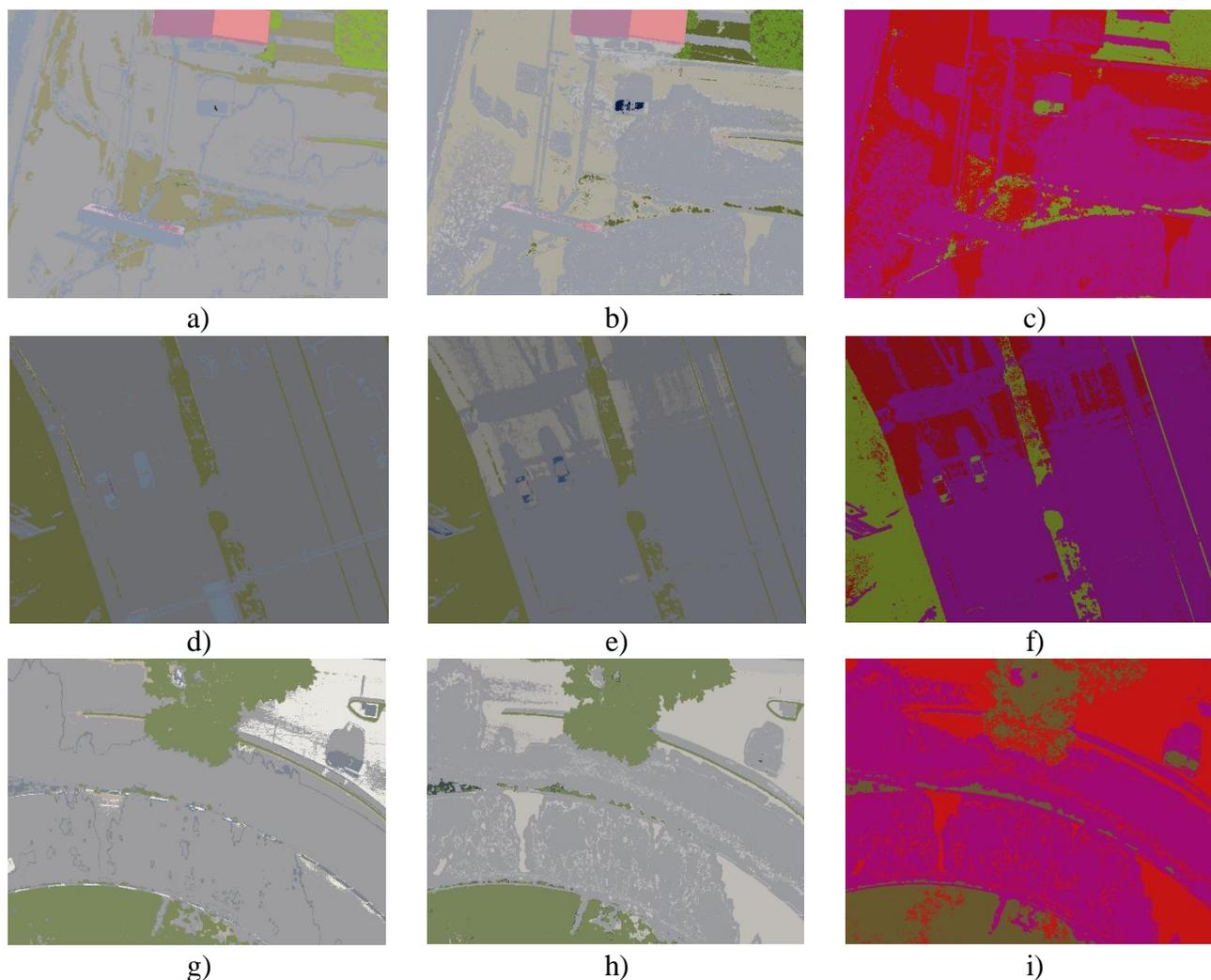


Figura 36. Segmentación de la imagen corregida del caso de estudio 1 con el método de segmentación propuesto (a), segmentación cromática con histograma rectangular (b) y K-means clustering (c); Segmentación de la imagen corregida del caso de estudio 2 con el método de segmentación propuesto (d), segmentación cromática con histograma rectangular (e) y K-means clustering (f); y Segmentación de la imagen corregida del caso de estudio 3 con el método de

segmentación propuesto (g), segmentación cromática con histograma rectangular (h) y K-means clustering (i).

Se puede observar en todos los casos de estudio analizados en la figura 36 que el método propuesto de segmentación mejora la unión de regiones corregidas con las regiones que originalmente estaban sin sombras, esto es principalmente notable en la figura 36 (d), mientras que en los métodos probados se mantiene la inconsistencia en las zonas de asfalto y concreto aun con las regiones corregidas.

Finalmente, en la figura 37 se muestran los resultados para el resto de los casos de estudio.

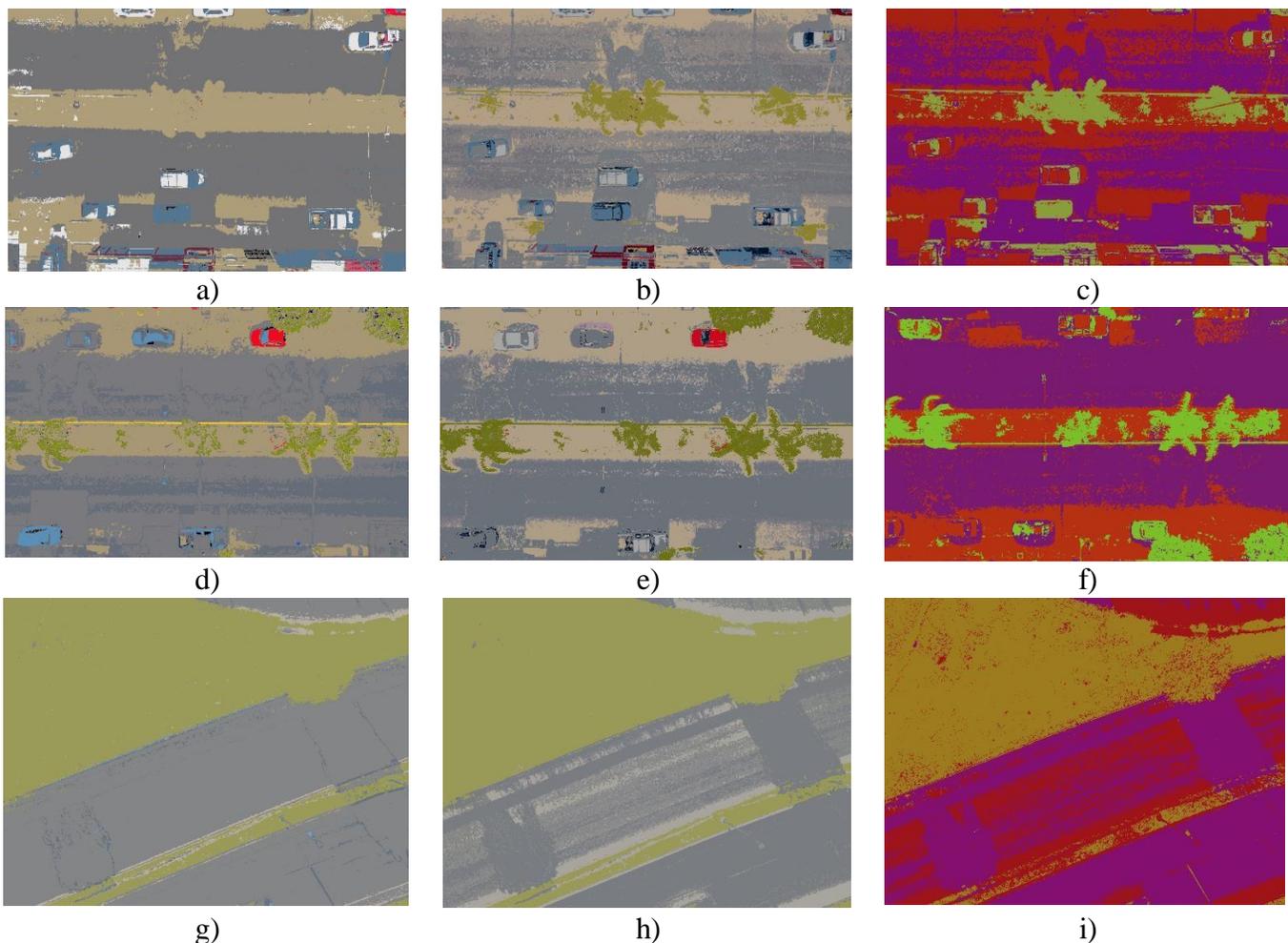


Figura 37. Segmentación de la imagen corregida del caso de estudio 4 a) con el método de segmentación propuesta, b) segmentación cromática con histograma rectangular y c) K-means clustering; d) Segmentación de la imagen corregida del caso de estudio 5 con el método de segmentación propuesto, e) segmentación cromática con histograma rectangular y f) K-meansclustering

; y g) Segmentación de la imagen corregida del caso de estudio 6 con el método de segmentación propuesto, h) segmentación cromática con histograma rectangular e i) K-meansclustering. Se observa que para el caso de estudio 4 y 5, todos los métodos probados presentan algunos inconvenientes en la segmentación basada en color; sin embargo, se puede decir que en el método propuesto de inicio a fin, se pueden obtener mejoras notables en el resultado de segmentación de imágenes aéreas capturadas con drones.

6. CONCLUSIONES

Después del desarrollo de las pruebas en cada uno de los espacios de color con el algoritmo propuesto se demostró que cada uno de los espacios de color presentan un error bajo en cuanto a la medición de áreas con respecto a la segmentación manual, en las áreas segmentadas los espacios de color como HSI, HSL e IHSL tienden a conservar en mayor proporción zonas correspondientes a concreto. Estos errores en la segmentación pueden ser reducidos en gran medida mediante el uso de mínimos dinámicos los cuales ofrecen una herramienta de gran utilidad para el desarrollo posterior del algoritmo propuesto.

En base a los resultados mostrados se puede definir que el espacio de color que presenta mejores resultados de forma general es el espacio HSV ya que sus porcentajes de error son menores, sin embargo, el espacio de color HSI con el uso de mínimos dinámicos presenta una mejor eliminación de áreas de concreto.

El histograma circular presentó ventajas en cuanto a la definición de contornos de las áreas verdes, ya que puede separar las áreas verdes respecto a sus diferentes tonalidades de color, sin embargo, el mantener un rango más amplio de tonos en regiones verdes dificulta su segmentación como una totalidad de regiones.

Para la captura de imágenes se encontró que es recomendable realizar la captura de imágenes con luz de día (10:00 -11:00 hrs.) con condiciones de nubosidad nublada, ya que reduce en gran medida la aparición de sombras en la imagen, así también el evitar en lo posible la captura cuando el concreto está húmedo, esto con el objetivo de facilitar la segmentación de colores.

7. REFERENCIAS

- Al-Naji, A.; Fakhri, A.B.; Gharghan, S.K.; Chahl, J. 2021. Soil color analysis based on a RGB camera and an artificial neural network towards smart irrigation: A pilot study. *Heliyon*, 7, e06078.
- Angulo J. & Serra. J. 2003. Color segmentation by ordered mergings. In *Image Processing, 2003. ICIP 2003. Proceedings. 2003 International Conference on*, volume 2, pages II–125. IEEE.
- Angulo J. & Serra J. 2011. Morphological rational operator for contrast enhancement, *Journal of the Optical Society of America a*, PubMed, pag. 455-464.
- Arbelaez P., Maire M., Fowlkes C. and Malik J. Mayo 2011. Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation. *IEEE TPAMI*, Vol. 33, No. 5, pp. 898-916, May 2011.
- Bemis, S. P., Micklethwaite, S., Turner, D., James, M. R., Akciz, S., Thiele, S. T., & Bangash, H. I. 2014. Ground-based and UAV-based photogrammetry: A multi-scale, high-resolution mapping tool for structural geology and paleoseismology, *Journal of structural geology*, No. 69.
- Bendig, J., Yu, K., Aasen H., Bolten, A., Bennertz, S., Broscheit, J., Martin, L., Gnypl, L., & Bareth,

- G. 2015. Combining UAV-based plant height from crop surface models, visible and near infrared vegetation indices for biomass monitoring in barley, *International Journal of applied Earth Observation and Geoinformation*, No. 39.
- Burger, W., & Burge, M. J. 2009. *Principles of Digital Image Processing core algorithms*, Springer.
- Ding, B.; Long, C.; Zhang, L.; Xiao, C. 2019. ARGAN: Attentive recurrent generative adversarial network for shadow detection and removal. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, Taipei, Taiwan, 22–25; pp. 10212–10221.
- Gago, J., Douthe, C., Coopman, R.C., Gallego, P.P., Carbo, J., Flexas, R., Escalona, J., & Medrano, H. 2015. UAVs challenge to assess water stress for sustainable agriculture, *Agricultural Water Management*, No. 153.
- Ghandour, A.J.; Jezzini, A.A. 2018. Building shadow detection based on multi-thresholding segmentation. *Signal Image Video Process.*, 13, 349–357.
- Gonçalves, J. A., & Henriques R. V. 2015. UAV photogrammetry for topographic monitoring of coastal areas, *ISPRS Journal of Photogrammetry and remote sensing*, No. 104.
- Gonzalez, R. C., Woods, R. E., & Eddins, S. L. 2009. *Digital Image Processing using MATLAB*, Second edition, Gatesmark Publishing.
- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. 2009. *Digital Image Processing Third Edition*, Pearson, PrenticeHall.
- Grimaud M. 1992. New measure of contrast: the dynamics. In *San Diego'92*, pages 292–305. International Society for Optics and Photonics.
- Guo, R.; Dai, Q.; Hoiem, D. Single-image shadow detection and removal using paired regions. *Proc. IEEE Comput. Soc. Conf. on Comput. Vis. Pattern Recognit.* 2011, pp. 2033–2040. doi:10.1109/CVPR.2011.5995725.
- Hamuda, E.; Mc Ginley, B.; Glavin, M.; Jones, E. 2017. Automatic crop detection under field conditions using the HSV colour space and morphological operations. *Comput. Electron. Agric.*, 133, 97–107.
- Huang, J., Xie, W., Tang, L., 2004. Detection of and compensation for shadows in colored urban aerial images, in: *Proceedings of the World Congress on Intelligent Control and Automation (WCICA)*. pp. 3098–3100. <https://doi.org/10.1109/wcica.2004.1343090>

- Ibraheem, N. A., Hasan, M. M., Khan, R. Z., & Mishra, P. K. 2012. Understanding Color Models:A Review, ARPN Journal of Science and Technology, No. 3.
- Inoue, N.; Yamasaki, T. Learning from Synthetic Shadows for Shadow Detection and Removal. IEEE Trans. on Circuits Syst. for Video Technol. 2021, 31, 4187–4197, [2101.01713]. doi:10.1109/TCSVT.2020.3047977.
- Khan, S.H.; Bennamoun, M.; Sohel, F.; Togneri, R. 2016. Automatic Shadow Detection and Removal from a Single Image. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 38, 431–446.
- Klaus D. P., d’Oleire-Oltmanns, S., Ries, J. B., Marzloff, I., & Hssaine, A. A. 2014. Soil erosion in gully catchments affected by land-leveling measures in the Souss Basin Morocco, analyzed by rainfall simulation and UAV remote sensing data, CATENA, No. 113.
- Li, C., & Duan, H., 2014. Target detection approach for UAVs via improved pigeon-inspired optimization and edge potential function, Aerospace Science and Technology, No. 39.
- Lin, Y., Jiang, M., Yao, Y., Zhang, L., & Lin, J. 2015. Use of UAV oblique imaging for the detection of individual trees in residential environments, urban forestry & urban greening, No. 14.
- Lyu, Y.; Vosselman, G.; Xia, G.S.; Yilmaz, A.; Yang, M.Y. 2020. UAVid: A semantic segmentation dataset for UAV imagery. ISPRS J. Photogramm. Remote Sens., 165, 108–119.
- Lucieer, A., Turner, D., King, D. H., & Robinson, S. A. 2014. Using an Unmanned Aerial Vehicle(UAV) to capture micro-topography of Antarctic moss beds, International Journal of applied Earthobservation and information, No. 27.
- Luo, S.; Shen, H.; Li, H.; Chen, Y. Shadow removal based on separated illumination correction for urban aerial remote sensing images. Signal Process. 2019, 165, 197–208. doi:10.1016/J.SIGPRO.2019.06.039.
- Mo, N.; Zhu, R.; Yan, L.; Zhao, Z. 2018. Deshadowing of Urban Airborne Imagery Based on Object-Oriented Automatic Shadow Detection and Regional Matching Compensation. IEEE J. Sel.Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens., 11, 585–605.
- Murali, S.; Govindan, V.K. Shadow detection and removal from a single image: Using LAB colorspace. Cybern. Inf. Technol. 2013, 13, 95–103. doi:10.2478/CAIT-2013-0009.
- Naiman L. y Talbot H. 2010. Mathematical Morphology, Wiley-ISTE

- Pan, Y., Zhang, J., & Zoll, K. S. 2011. Crop area estimation from UAV transect and MSR image data using spatial sampling method: A simulation experiment, *Procedia Environmental Sciences*, No. 7.
- Patterson, T., McClean, S., Marrow, P., Parr, G., Luo, C. 2014. Timely autonomous identification of UAV safe landing zones, *Image and vision computing*, No. 32.
- Polidorio, A.M., Flores, F.C., Imai, N.N., Tommaselli, A.M.G., Franco, C., 2003. Automatic shadow segmentation in aerial color images, in: *Brazilian Symposium of Computer Graphic and*

Image Processing. IEEE Computer Society, pp. 270–277.

<https://doi.org/10.1109/SIBGRA.2003.1241019>

- Radoglou-Grammatikis, P.; Sarigiannidis, P.; Lagkas, T.; Moscholios, I. 2020. A compilation of UAV applications for precision agriculture. *Comput. Netw.*, 172, 107148.
- Salvo, G., Caruso, L., & Scordo, A. 2014. Urban traffic analysis through an UAV, *Procedia-Social and Behavioral Sciences*, No. 111.
- Siebert, S., & Teizer, J. 2014. Mobile 3D mapping for surveying earthwork projects using an Unmanned Aerial Vehicle (UAV) system, *Automation in Construction*, No. 41.
- Silva, G.F., Carneiro, G.B., Doth, R., Amaral, L.A., Azevedo, D.F.G. d., 2018. Near real-time shadow detection and removal in aerial motion imagery application. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 140, 104–121. <https://doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2017.11.005>
- Shao, H.; Song, P.; Mu, B.; Tian, G.; Chen, Q.; He, R.; Kim, G. 2021. Assessing city-scale green roof development potential using Unmanned Aerial Vehicle (UAV) imagery. *Urban For. Urban Green.*, 57, 126954.
- Stumpf, A., Malet, J., Kerle, Niethammer, U., & Rothmund S. 2013. Image-based mapping of surface fissures for the investigation of landslide dynamics, *Geomorphology*, No. 186.
- Tang, J.; Luo, Q.; Guo, F.; Wu, Z.; Xiao, X.; Gao, Y. 2020. SDRNet: An end-to-end shadow detection and removal network. *Signal Process. Image Commun.*, 84, 115832.
- Tian, J., Qi, X., Qu, L., Tang, Y., 2016. New spectrum ratio properties and features for shadow detection. *Pattern Recognit.* 51, 85–96. <https://doi.org/10.1016/j.patcog.2015.09.006>
- Tian, G.; Liu, J.; Yang, W. 2021. A dual neural network for object detection in UAV images. *Neurocomputing* , 443, 292–301.
- Torres-Sánchez, J., Peña, J.M., de Castro, A.I., & López-Granados, F. 2014. Multi-temporal mapping of the vegetation fraction in early-season wheat fields using images from UAV, *Computers and Electronics in Agriculture*, No. 103.

- Unnikrishnan R., Pantofaru C., & Hebert M. 2007. Toward objective evaluation of image segmentation algorithms. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 29(6):929–944.
- Valavanis, K. P., & Vachtsevanos, G. J. 2014. *Handbook of Unmanned Aerial Vehicles*, Springer.
- Vasuki, Y., Holden, E., Kovesi, P., Micklethwaite, S. 2014. Semiautomatic mapping of geological structures using UAV-based photogrammetric data: An image analysis approach, *Computers & Geosciences*, No. 69.
- Vicente, T.F.; Hoai, M.; Samaras, D. Leave-One-Out Kernel Optimization for Shadow Detection and Removal. *IEEE Trans. on Pattern Anal. Mach. Intell.* 2018, 40, 682–695.
doi:10.1109/TPAMI.2017.2691703.
- Wu, B.; Liang, A., Zhang, H., Zhu, T., Zou, Z., Yang, D., Tang, W., Li, J., Su, J. 2021. Application of conventional UAV-based high-throughput object detection to the early diagnosis of pine wilt disease by deep learning. *For. Ecol. Manag.*, 486, 118986.
- Yahyanejad, S., Pinner, B. 2015. A fast and mobile system for registration of Low-altitude visual and thermal aerial images using multiple small-scale UAVs, *ISPRS Journal of Photogrammetry and remote sensing*, No. 104.
- Yoon, H.J.; Kim, K.J.; Chun, J.C. Shadow detection and removal from photo-realistic synthetic urban image using deep learning. *Comput. Mater. Continua* 2020, 62, 459–472.
doi:10.32604/CMC.2020.08799.
- Zhang, H.; Sun, M.; Li, Q.; Liu, L.; Liu, M.; Ji, Y. 2021. An empirical study of multi-scale object detection in high resolution UAV images. *Neurocomputing* 2021, 421, 173–182.