

Mejora de imágenes Térmicas Infrarrojas Aéreas con conservación de detalles y brillo medio

Enhancement of Aerial Infrared Thermal Images with detail preservation and mean brightness

- Fabiola Beatriz Martínez Martínez ¹
- Julio César Mello Román ²

Resumen

Las imágenes térmicas infrarrojas aéreas (ITIA) son herramientas valiosas para la detección, inspección y vigilancia de objetos y entornos. Sin embargo, en la mayoría de los casos presentan bajo contraste y una alta intensidad de fondo, lo que dificulta la percepción de los detalles. En este artículo se propone un nuevo algoritmo de mejora de las ITIA utilizando un enfoque morfológico multiescala por reconstrucción. El algoritmo funciona extrayendo características de la imagen mediante la transformada de Top-Hat por reconstrucción, teniendo en cuenta los operadores conectados. Esto permite que las ITIA conserven sus detalles y brillo natural, al tiempo que mejoran el contraste y reducen el ruido. El algoritmo fue evaluado con 100 ITIA tomadas de una base de datos pública. También se comparó con otros métodos clásicos de mejora de ITIA, como el Histogram Equalization (HE) y el Contrast-limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE). Los resultados muestran que el algoritmo propuesto mejora significativamente las características de las ITIA en comparación con los métodos HE y CLAHE. En particular, el algoritmo propuesto obtuvo valores de contraste, error absoluto de brillo medio y relación señal/ruido significativamente superiores a los obtenidos por los métodos HE y CLAHE. Estos resultados sugieren que el algoritmo propuesto puede ser una herramienta valiosa en aplicaciones que requieran una mejora efectiva de imágenes térmicas infrarrojas aéreas.

Palabras clave: Imágenes térmicas infrarrojas aéreas. Bajo contraste. Enfoque morfológico. Top-Hat por reconstrucción.

¹ Universidad Nacional de Concepción, Facultad de Ciencias Económicas y Administrativas, Paraguay - Concepción, Correo electrónico.

² Universidad Nacional de Concepción, Facultad de Ciencias Exactas y Tecnológicas, Paraguay - Concepción, Correo electrónico.

Abstract

Airborne infrared thermal images (ITIA) are valuable tools for the detection, inspection, and surveillance of objects and environments. However, in most cases, they have low contrast and high background intensity, making it difficult to perceive details. This paper proposes a new ITIA enhancement algorithm using a multiscale morphological reconstruction approach. The algorithm works by extracting image features using a reconstruction Top-Hat transform, taking into account connected operators. This allows ITIA to retain their natural details and brightness, while improving contrast and reducing noise. The algorithm was evaluated with 100 ITIA taken from a public database. It was also compared to other classical ITIA enhancement methods, such as Histogram Equalization (HE) and Contrast-limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE). The results show that the proposed algorithm significantly improves the ITIA features compared to the HE and CLAHE methods. In particular, the proposed algorithm obtained significantly higher contrast, mean absolute brightness error, and signal-to-noise ratio values than those obtained by the HE and CLAHE methods. These results suggest that the proposed algorithm can be a valuable tool in applications that require effective enhancement of airborne infrared thermal images.

Keywords: Aerial infrared thermal images. Low contrast. Morphological approach. Top-Hat for reconstruction.

1. INTRODUCCIÓN

La captura de imágenes infrarrojas ha emergido como una herramienta invaluable, permitiendo revelar detalles que escapan a la percepción humana gracias a la sensibilidad de las cámaras termo-gráficas a la radiación térmica emitida por los objetos (Flores Larsen & Hongn, 2012). Este recurso, ampliamente utilizado en sectores como construcción, medicina y electrónica, entre otros, desempeña un papel crucial al detectar fallos y prevenir pérdidas económicas (López Jiménez, 2017). Sin embargo, estas imágenes a menudo enfrentan degradaciones que dificultan su interpretación, motivando la búsqueda constante de métodos de mejora.

El mejoramiento de imágenes se ha convertido en un tema de relevancia, con el propósito central de optimizar la calidad visual para una interpretación más efectiva por parte del observador (Manzano Mendoza, 2009). En este contexto, esta investigación se enfoca en explorar un nuevo método de mejora específicamente diseñado para conservar detalles y brillo medio en imágenes infrarrojas aéreas, desafiando las limitaciones de métodos convencionales.

Los antecedentes revelan una serie de enfoques basados en la Morfología Matemática Multiescala, con énfasis en la transformada de Top-Hat por reconstrucción. Trabajos como el de Mukhopadhyay y Chanda (2000) han demostrado el éxito de estos métodos al emplear operaciones morfológicas multiescala para realzar el contraste local. Asimismo, propuestas más recientes, como la de Mello Román y colaboradores (2019), han explorado la aplicación de la transformada de Top-Hat multiescala para mejorar la entropía y el contraste en imágenes térmicas infrarrojas.

La investigación surge como una extensión lógica de estos esfuerzos, proponiendo un enfoque para mejorar imágenes térmicas infrarrojas aéreas mediante la transformada de Top-Hat Multiescala por Reconstrucción. Este método busca preservar no solo los detalles cruciales sino también el brillo medio de las imágenes, proporcionando así un nuevo horizonte en la mejora de este tipo de datos visuales.

El problema del trabajo se centra en la necesidad de abordar las distorsiones presentes en las imágenes térmicas infrarrojas aéreas, especialmente aquellas relacionadas con el bajo contraste. La dificultad para percibir objetos en estas condiciones afecta la interpretación y análisis de las imágenes, instigando la búsqueda de métodos de mejora que permitan una visualización más nítida y rica en detalles.

La investigación se propone analizar a fondo dos métodos de mejora convencionales, Histogram Equalization (HE) y Contrast-limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE), comparándolos con un enfoque novedoso basado en la transformada de Top-Hat Multiescala por Reconstrucción. Los objetivos específicos buscan identificar mejoras, detallar cambios y especificar resultados percibidos con estos métodos, proporcionando una evaluación integral de su eficacia.

La importancia del trabajo radica en la necesidad de mejorar la utilidad práctica de las imágenes térmicas infrarrojas aéreas, especialmente en aplicaciones donde la calidad de la imagen puede ser determinante. Además, la exploración de métodos numéricos y estadísticos para cuantificar la eficacia de las mejoras aportará una comprensión más profunda de su impacto.

El artículo se centra en el estudio específico de los métodos HE, CLAHE y el propuesto, utilizando una muestra representativa de 100 imágenes infrarrojas seleccionadas aleatoriamente. Esta restricción permitirá un análisis detallado de la eficacia de los métodos en el contexto específico de las imágenes térmicas infrarrojas aéreas.

Definiciones Básicas

Operaciones Morfológicas

Las operaciones morfológicas en un inicio fueron desarrolladas como métodos para analizar las formas de imágenes binarias mediante la teoría de conjunto. Su aplicación y propiedades prontamente fueron extendidas a imágenes en escala de grises donde emplean operadores capaces de manejar sofisticados procesos de aplicación general a imágenes. (Espinoza, 2003).

Dilatación

Una dilatación es la operación morfológica que corresponde a nuestro concepto intuitivo de "crecimiento" (González y Woods, 2002).

Sea $\delta_B(f)$ definida como dilatación, f como una imagen en escala de grises con coordenada espacial (x, y) y B un elemento estructurante con coordenada espacial (u, v) . Se expresa la dilatación en la siguiente ecuación:

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

Donde, podemos decir que cuando el origen del conjunto definido por el elemento estructurante ocupa la posición (x, y) , expresa el máximo valor en la imagen (Soille, 2004).

Erosión

La operación de erosión a diferencia de la dilatación, que es una operación de crecimiento, la erosión se encoje o adelgaza (Gonzalez & Woods, 2002).

Sea $\varepsilon_B(f)$ entendida como erosión, el valor erosionado es el mínimo valor de la imagen dentro del conjunto definido por el elemento estructurante cuando su origen está en la posición x, y :

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

Apertura y Clausura

La apertura y el cierre morfológico se definen, como operaciones compuestas de dilatación y erosión con el mismo elemento estructurante. El resultado de aplicarlos iterativamente es la eliminación de un detalle específico de la imagen (Soille, 2004).

La apertura de una imagen f por un elemento estructurante B se denota por $\gamma_B(f)$ y se define como la erosión de la imagen por el elemento estructurante, seguida de la dilatación por el mismo elemento estructurante (Ortiz, 2002).

$$\gamma_B(f) = \varepsilon_B(\delta_B(f)) \quad (3)$$

El cierre de una imagen f por un elemento estructurante B se denota $\phi_B(f)$ por y se define como la dilatación de la imagen por el elemento estructurante, seguida de la erosión por el mismo elemento estructurante (Ortiz, 2002).

$$\phi_B(f) = \delta_B(\varepsilon_B(f)) \quad (4)$$

Transformada de Top-Hat

La transformación de Top-Hat, consiste en descubrir aquellas estructuras de la imagen que han sido eliminadas en el filtrado de apertura o cierre. Con la elección de un elemento estructurante de forma, tamaño y orientación adecuada, es posible filtrar la imagen y eliminar determinados elementos en la imagen original (Ortiz, 2002).

Utilizando la apertura y el cierre, la transformada de Top-Hat, incluida la transformada de Top-Hat blanca y la transformada de Top-Hat negras, denotadas por WTH y BTH, se definen de la siguiente manera, respectivamente (Zhou y Xue, 2012).

$$WTH(f) = f - \gamma_B(f) \quad (5)$$

$$BTH(f) = \phi_B(f) - f \quad (6)$$

Morfología Matemática Multiescala

La morfología matemática multiescala es una variante de la morfología matemática en donde se utiliza un elemento estructurante escalable.

Las operaciones morfológicas multiescala de erosión, dilatación y sus combinaciones apertura, clausura se utilizan con el elemento estructurante escalable. La transformada Top-hat multiescala es una estrategia de mejora del contraste utilizando las operaciones de erosión, dilatación, apertura y clausura multiescala. (Cardozo, Méndez, Ayala y Vázquez, 2018)

Elemento Estructurante Escalable.

Un elemento estructurante escalable se obtiene mediante un elemento estructurante B y un valor entero n que representa el factor de escala del elemento estructurante. El valor nB se obtiene dilatando B

recursivamente sobre sí mismo $n-1$ veces, siempre y cuando B sea convexo. (Cardozo, Méndez, Ayala y Vázquez, 2018)

Transformación geodésica

El enfoque adoptado con las transformaciones geodésicas es considerar dos imágenes de entrada. Se aplica una transformación morfológica a la primera imagen y luego se la obliga a permanecer arriba o debajo de la segunda imagen. Las transformaciones morfológicas autorizadas están restringidas a erosiones y dilataciones elementales. Por lo tanto, se elude la elección de elementos estructurantes específicos. En la práctica, las transformaciones geodésicas se repiten hasta la estabilidad haciendo innecesaria la elección de un tamaño (Soille, 2004).

Las funciones geodésicas involucran dos imágenes: una imagen marcadora (f) y una imagen máscara (g) donde este actúa como límite de propagación de la operación realizada con el marcador (Ortiz, 2002).

Dilatación Geodésica

La dilatación geodésica es, al igual que la dilatación clásica, una operación creciente y extensiva. En esta operación se dilata la imagen marcadora y seguidamente se calcula el mínimo entre el marcador y la máscara, se define como (Ortiz, 2002).

$$\delta_f^{(s)}(g) = \delta_f^{(1)}\left(\delta_f^{(s-1)}(g)\right) \quad (7)$$

Erosión Geodésica

La erosión geodésica es la inversa de la dilatación geodésica. Por lo tanto, la imagen del marcador se erosiona primero y luego se calcula el máximo entre el marcador la máscara. Se define de la siguiente manera (Ortiz, 2002).

$$\varepsilon_f^{(s)}(g) = \varepsilon_f^{(1)}\left(\varepsilon_f^{(s-1)}(f)\right) \quad (8)$$

Morfología por Reconstrucción

La reconstrucción morfológica se basa en principios de la transformación geodésica, al igual que esta involucra dos imágenes un elemento estructurante (Soille, 2004).

Dilatación y Erosión por Reconstrucción

Para Escobar, et al. (2019), la reconstrucción por dilatación ($R_f^\delta(g)$) y por erosión ($R_f^\varepsilon(g)$) se definen como la dilatación o la erosión geodésica iterativa de g usando f hasta la idempotencia:

$$R_f^\delta(g) = \delta_f^{(i)}(g), \text{ donde } \delta_f^{(i)}(g) = \delta_f^{(i+1)}(g) \quad (9)$$

$$R_f^\varepsilon(g) = \varepsilon_f^{(i)}(g), \text{ donde } \varepsilon_f^{(i)}(g) = \varepsilon_f^{(i+1)}(g) \quad (10)$$

Apertura y Cierre por Reconstrucción

Para Escobar, et al. (2019), la apertura ($\gamma_B^R(f)$) y el cierre ($\phi_B^R(f)$) por reconstrucción de una imagen f por un elemento estructurante B se definen a partir de los conceptos de dilatación y erosión por reconstrucción como sigue:

$$\gamma_B^R(f) = R_f^\delta(\varepsilon_B(f)) \quad (11)$$

$$\phi_B^R(f) = R_f^\varepsilon(\delta_B(f)) \quad (12)$$

Transformada de Top-Hat por Reconstrucción

Según Escobar, et al. (2019), a partir de la apertura y el cierre por reconstrucción se define la transformada de white top-hat (RWTH) y la transformada de black top-hat por reconstrucción (RBTH) de la imagen f como sigue:

$$RWTH(f) = f - \gamma_B^R(f) \quad (13)$$

$$RBTH(f) = \phi_B^R(f) - f \quad (14)$$

Morfología Matemática Multiescala por Reconstrucción

La morfología matemática multiescala por reconstrucción es otra variante de la morfología matemática en donde se utiliza un elemento estructurante escalable (Bai, 2013).

Dilatación Geodésica Multiescala.

La dilatación geodésica multiescala denotada por $\delta_f^{(n)(i)}(g)$ consiste en dilatar el marcador g , i veces con la forma del elemento estructurante escalable B con factor de escala n , restringiéndola por la máscara f , está dada por la siguiente ecuación:

$$\delta_f^{(n)(i)}(g) = \delta_f^{(n)(1)}\left(\delta_f^{(n)(i-1)}(g)\right), \text{ donde} \quad (15)$$

$$\delta_f^{(n)(1)}(g) = \min(f, \delta_{B_n}^{(1)}(g)) \quad (16)$$

Erosión Geodésica Multiescala

La erosión geodésica multiescala denotada por $\varepsilon_f^{(n)(i)}(g)$ consiste en erosionar el marcador g , i veces con la forma del elemento estructurante escalable B con un factor de escala n , restringiéndola por la máscara f , está dada por la siguiente ecuación:

$$\varepsilon_f^{(n)(i)}(g) = \varepsilon_f^{(n)(1)}\left(\varepsilon_f^{(n)(i-1)}(g)\right), \text{ donde} \quad (17)$$

$$\varepsilon_f^{(n)(1)}(g) = \max(f, \varepsilon_{B_n}^{(1)}(g)) \quad (18)$$

Dilatación por reconstrucción multiescala

La dilatación por reconstrucción multiescala se definen como la aplicación de sucesivas dilataciones geodésicas de g usando un elemento estructurante escalable B y teniendo como límite f hasta la idempotencia:

$$R_f^{\delta^n}(g) = \delta_f^{(n)(i)}(g), \text{ donde } \delta_f^{(n)(i)}(g) = \delta_f^{(n)(i+1)}(g) \quad (19)$$

Erosión por Reconstrucción Multiescala.

La erosión por reconstrucción multiescala se definen como la aplicación de sucesivas erosiones geodésicas de g usando un elemento estructurante escalable B y teniendo como límite f hasta la idempotencia:

$$R_f^{\varepsilon^n}(g) = \varepsilon_f^{(n)(i)}(g), \text{ donde } \varepsilon_f^{(n)(i)}(g) = \varepsilon_f^{(n)(i+1)}(g) \quad (20)$$

Apertura por Reconstrucción Multiescala.

La apertura por reconstrucción multiescala se define como la reconstrucción por dilatación de una imagen f a partir de la erosión clásica multiescala de f utilizando un elemento estructurante escalable B , está dada por la siguiente ecuación:

$$\gamma_{B_n}^R(f) = R_f^{\delta^n}(\varepsilon_{B_n}(f)) \quad (21)$$

Cierre por Reconstrucción Multiescala.

El cierre por reconstrucción multiescala se define como la reconstrucción por erosión de f a partir de la dilatación clásica multiescala de f utilizando un elemento estructurante multiescala B , está dada por la siguiente ecuación:

$$\phi_{B_n}^R(f) = R_f^{\varepsilon^n}(\delta_{B_n}(f)) \quad (22)$$

White top-hat por Reconstrucción Multiescala.

La transformada de White Top-hat por reconstrucción multiescala se define como la diferencia de la imagen f y la apertura por reconstrucción multiescala, utilizando un elemento estructurante escalable B , como sigue:

$$RWTH_n(f) = f - \gamma_{B_n}^R(f) \quad (23)$$

Black top-hat por Reconstrucción Multiescala.

La transformada Black Top-hat por reconstrucción multiescala es la diferencia entre el cierre por reconstrucción multiescala de la imagen f , utilizando un elemento estructurante escalable B , y la imagen f , de la siguiente forma:

$$RBTH_n(f) = \phi_{B_n}^R(f) - f \quad (24)$$

2. MATERIALES Y MÉTODOS

El enfoque de la investigación fue cuantitativo, ya que los datos se analizaron mediante estadísticas. Esto permitió evaluar el rendimiento del algoritmo de mejora de imágenes de forma precisa. El alcance de la investigación fue descriptivo, ya que se centró en describir los procesos que se utilizan para mejorar las imágenes térmicas infrarrojas. Esto permitió comprender cómo funciona el algoritmo y cómo se puede utilizar. El diseño de la investigación fue experimental, ya que se manipularon variables para evaluar el impacto del algoritmo de mejora de imágenes en la calidad de las imágenes térmicas infrarrojas. Esto permitió establecer una relación causal entre la variable independiente (el algoritmo de mejora de imágenes) y la variable dependiente (la calidad de las imágenes térmicas infrarrojas).

Los pasos realizados para llegar al resultado fueron los siguientes:

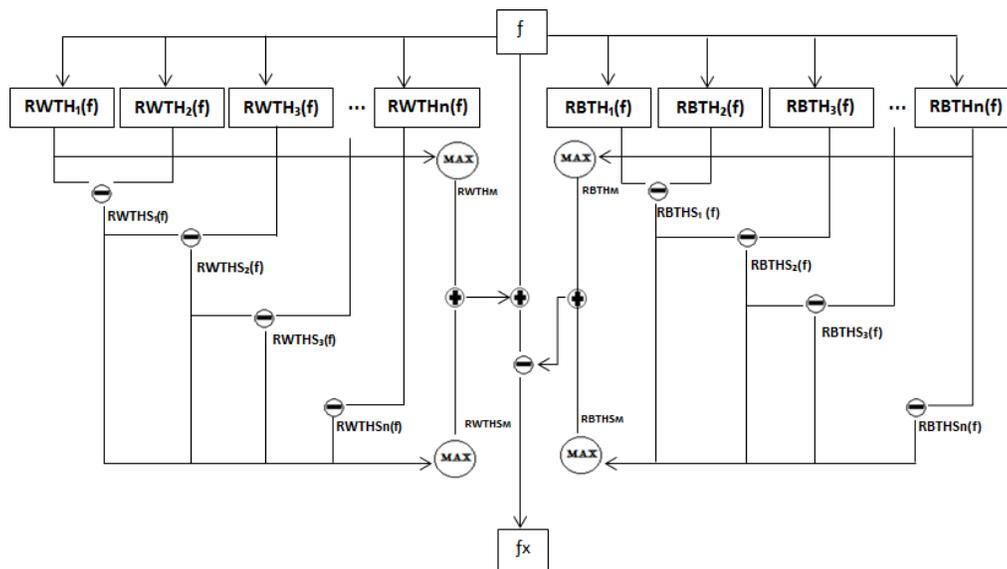
Lectura de artículos relacionados al tema

Se realizó una revisión bibliográfica de artículos relacionados a la mejora de imágenes térmicas infrarrojas. Se utilizaron los siguientes motores de búsqueda: Google Scholar, Scopus y IEEE Xplore.

Elaboración y esquema del algoritmo propuesto

Se diseñó un nuevo algoritmo de mejora de imágenes térmicas infrarrojas basado en morfología matemática por reconstrucción multiscala. En la Figura 1 se observa el esquema del algoritmo propuesto.

Figura 1. Esquema del algoritmo propuesto



Fuente: elaboración propia.

La primera etapa consiste en obtener las múltiples características de las zonas brillantes de la imagen, éstas son extraídas mediante la transformada de White Top-hat por reconstrucción multiscala por $RWTH_i$ de la siguiente forma:

$$RWTH_i(f) = f - \gamma_{B_i}^R(f), \quad (25)$$

donde $RWTH_i$ son las i -escalas de brillos que se extrae de la imagen. Las múltiples escalas de las zonas brillantes de la imagen pueden expresarse de la siguiente manera:

$$RWTH_i(f) = \begin{cases} RWTH_1(f) = f - \gamma_{B_1}^R(f), \\ RWTH_2(f) = f - \gamma_{B_2}^R(f), \\ RWTH_3(f) = f - \gamma_{B_3}^R(f), \\ \dots \\ RWTH_i(f) = f - \gamma_{B_i}^R(f). \end{cases}$$

Luego se obtiene las múltiples características de las zonas oscuras de la imagen, éstas son extraídas mediante la transformada de Top-Hat Black multiescala por reconstrucción por $RBTH_i$ de la siguiente forma:

$$RBTH_i(f) = \phi_{B_i}^R - f, \quad (26)$$

donde $RBTH_i$ son las i -escalas de las regiones oscuras que se extrae de la imagen. Las múltiples escalas de las zonas oscuras de la imagen pueden expresarse de la siguiente manera:

$$RBTH_i(f) = \begin{cases} RBTH_1(f) = \phi_{B_1}^R - f, \\ RBTH_2(f) = \phi_{B_2}^R - f, \\ RBTH_3(f) = \phi_{B_3}^R - f, \\ \dots \\ RBTH_i(f) = \phi_{B_i}^R - f. \end{cases}$$

En la segunda etapa se obtendrán las sustracciones entre las múltiples escalas de las regiones brillantes de la imagen de la siguiente forma:

$$RWTHS_{i-1}(f) = \begin{cases} RWTH_i(f) - RWTH_{i-1}(f), & \text{para } i = 2 \\ RWTH_i(f) - RWTHS_{i-2}(f), & \text{para } i > 2 \end{cases} \quad (27)$$

donde $RWTHS_{i-1}$ son las $(i - 1)$ diferencias en cascada de las escalas de brillo obtenidos de la imagen. Las múltiples escalas de diferencias de las regiones brillantes de la imagen de 1 a n se pueden expresar de la siguiente manera:

$$RWTHS_i(f) = \begin{cases} RWTHS_1(f) = RWTH_2(f) - RWTH_1(f), \\ RWTHS_2(f) = RWTH_3(f) - RWTHS_1(f), \\ RWTHS_3(f) = RWTH_4(f) - RWTHS_2(f), \\ \dots \\ RWTHS_{n-1}(f) = RWTH_n(f) - RWTHS_{n-2}(f). \end{cases}$$

Análogamente se obtiene las sustracciones entre las múltiples escalas de las regiones oscuras de la imagen de la siguiente forma:

$$RBTHS_{i-1}(f) = \begin{cases} RBTH_i(f) - RBTH_{i-1}(f), & \text{para } i = 2 \\ RBTH_i(f) - RBTHS_{i-2}(f), & \text{para } i > 2 \end{cases} \quad (28)$$

donde $RBTHS_{i-1}$ son las $(i - 1)$ diferencias en cascada de las escalas de regiones oscuras obtenidos de la imagen.

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

$$RBTHS_i(f) = \begin{cases} RBTHS_1(f) = RBTH_2(f) - RBTH_1(f), \\ RBTHS_2(f) = RBTH_3(f) - RBTHS_1(f), \\ RBTHS_3(f) = RBTH_4(f) - RBTHS_2(f), \\ \dots \\ RBTHS_{n-1}(f) = RBTH_n(f) - RBTHS_{n-2}(f). \end{cases}$$

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

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

$$RWTH_M = \max_{(1,n)}\{RWTH_i(f)\} \quad (29)$$

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

$$RWTHS_M = \max_{(1,n-1)}\{RWTHS_{i-1}(f)\} \quad (30)$$

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

$$RBTH_M = \max_{(1,n)}\{RBTH_i(f)\} \quad (31)$$

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

$$RBTHS_M = \max_{(1,n-1)}\{RBTHS_{i-1}(f)\} \quad (32)$$

En la etapa final se obtiene la mejora de contraste de la imagen de la siguiente forma:

$$f_R = f + (RWTH_M + RWTHS_M) - (RBTH_M + RBTHS_M), \quad (33)$$

donde f_R es la imagen resultante con mejora de contraste.

Obtención de las imágenes

Se obtuvieron 100 imágenes térmicas infrarrojas aéreas de una base de datos pública. Las imágenes representan diferentes escenas, como edificios, terrenos y vehículos. La técnica de muestreo utilizado en este trabajo corresponde al no probabilístico, ya que se seleccionaron imágenes de acuerdo al propósito de la investigación planteada y, como menciona Hernández Sampieri et al. (2010), “la elección de los elementos no depende de la probabilidad, sino de causas relacionadas con las características de la investigación o de quien hace la muestra”.

Implementación de los algoritmos

Se implementaron tres algoritmos de mejora de imágenes:

- **CLAHE:** Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization. (Rodríguez, 2017; Manzano Mendoza, 2009)
- **HE:** Histogram Equalization. (Moré Rodríguez, 2017)
- **Propuesto:** Algoritmo propuesto.

Los algoritmos CLAHE y HE se implementaron en Matlab con sus valores por defecto. El algoritmo propuesto se implementó en Java 8 con las librerías ImageJ y MorphoLib, sus parámetros de entrada fueron la imagen original f , el número de iteraciones $n = 7$ y el elemento estructurante inicial de tipo disco $B = I$.

Evaluación de los algoritmos

Se calcularon las métricas para cada imagen y se promediaron para obtener una métrica global para cada algoritmo. Las métricas utilizadas fueron las siguientes:

Contrast or Standard Deviation (SD)

Es una métrica utilizada para evaluar el contraste global en las mejoras de imágenes en escala de grises. Se define de la siguiente manera:

$$SD(f_R) = \sqrt{\sum_{j=0}^{L-1} (j - E(f_R))^2 \times P(j)}, \quad (34)$$

Donde j es el valor del píxel (u, v) de la imagen f , $L-1$ representa el máximo nivel de intensidad de gris para la imagen, $E(f_R)$ representa el brillo medio de la imagen y $P(j)$ es la probabilidad de ocurrencia del valor j . Se dice que se obtiene una mejora si la imagen resultante obtiene un mayor SD que la imagen original. (Mello, Ayala y Vázquez, 2017)

Tener en cuenta que la imagen original en escala de grises estará dada por $f(x,y)$ y la imagen resultante por $f_R(u,v)$ donde (x,y) y (u, v) están representando las coordenadas espaciales de f y f_R

Absolute Mean Brightness Error (AMBE).

Esta métrica es la utilizada para la medición objetiva de la preservación del brillo. Esta dada por la diferencia entre las medidas de la imagen de entrada y salida. (Dwarakish y Reddy, 2013).

Se define de la siguiente manera:

$$AMBE = | E(X) - E(Y) |, \quad (35)$$

X e Y denotan la imagen de entrada y salida respectivamente, y $E()$ denota el valor esperado. En esta métrica se entiende que a menor valor se obtenga como resultado mejor será la preservación del brillo de la imagen.

Peak Signal to Noise Ratio (PSNR)

PSNR se conceptualiza como la métrica que cuantifica la cantidad de ruido introducido en una imagen procesada. (Kendeeel, Abbas, Hadhoud, y El Saghir, 2014)

Este dado por:

$$PSNR(f, f_E) = 10 \log_{10} \left[\frac{(L-1)^2}{MSE(f, f_E)} \right], \quad (36)$$

Donde L son niveles de gris y MSE (error cuadrático medio) se calcula como:

$$MSE(f, f_R) = \frac{\sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^N [f(u, v) - f_R(u, v)]^2}{M \times N}, \quad (37)$$

Decimos entonces que cuando mayor es el valor obtenido en el PSNR, menor es el ruido introducido, y por lo tanto la calidad en la imagen de salida es mejor.

Índice Lineal de Borrosidad (λ).

Esta métrica también es ampliamente utilizada para la comparación de la nitidez en las imágenes procesadas.

La definición del λ es la siguiente:

$$\lambda(f_R) = \frac{2}{M \times N} \sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^N \min(r(u, v), 1 - r(u, v)), \text{ donde} \quad (38)$$

$$r(u, v) = \sin\left(\frac{\pi}{2} \times \left(1 - \frac{f_R(u, v)}{f_{max}}\right)\right), \quad (39)$$

donde f_{max} es el valor gris máximo de f_R . El tamaño de f_R es $M \times N$. (Bai, Zhou, & Xue, 2012).

De esta definición podemos inferir que a menor valor de λ mejor será el efecto en la imagen mejorada.

Comparación de los algoritmos

Los resultados obtenidos en el anterior paso fueron almacenados en planillas electrónicas de cálculo y se compararon los algoritmos de mejora de imágenes visualmente y métricamente.

3. RESULTADOS

En este capítulo se expone los resultados de los experimentos realizados con las imágenes térmicas infrarrojas, utilizando como método de mejora las técnicas HE, CLAHE y el propuesto, el experimento consiste en comparar los resultados obtenidos por las técnicas mencionadas mediante el uso de las métricas de evaluación del SD, PSNR, AMBE e λ .

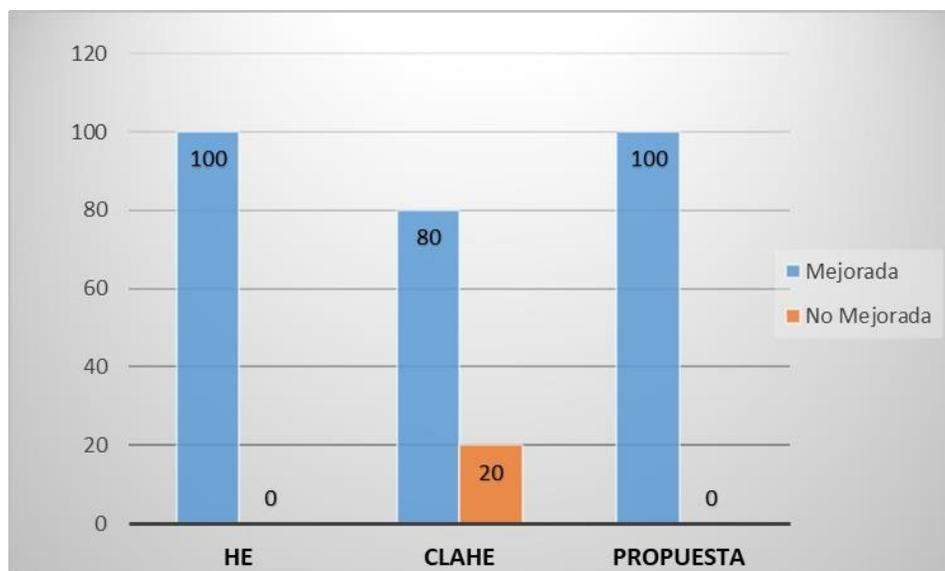
En la Tabla N° 1 se observa el promedio obtenido en las imágenes originales, los métodos HE, CLAHE y el método propuesto utilizando las métricas SD, ABME, PSNR e λ .

Tabla 1. Promedios de la evaluación de las imágenes mejoradas

Método	λ	SD	AMBE	PSNR
Original	0.371	37.095	-	-
HE	0.393	74.939	45.105	12.750
CLAHE	0.394	44.823	16.084	19.225
Propuesta	0.323	40.904	0.628	29.098

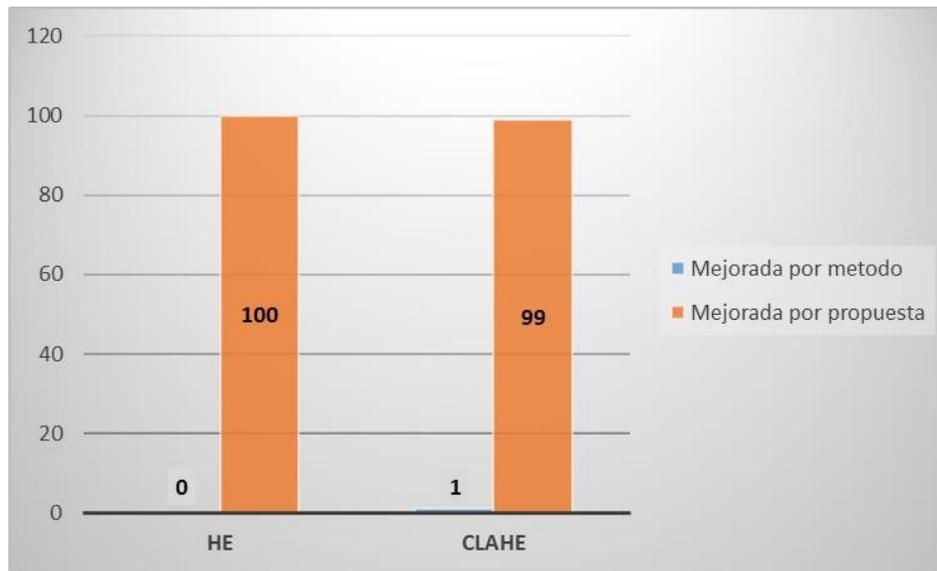
Fuente: Elaboración propia.

Los resultados numéricos de la Tabla N° 1 demuestran que el método propuesto a diferencia de los métodos de comparación logra mejores resultados, por lo tanto, la propuesta se puede considerar una buena alternativa para realizar mejoras en imágenes infrarrojas.

Figura 2. Comparación de los métodos de las mejoras obtenidas en el contraste

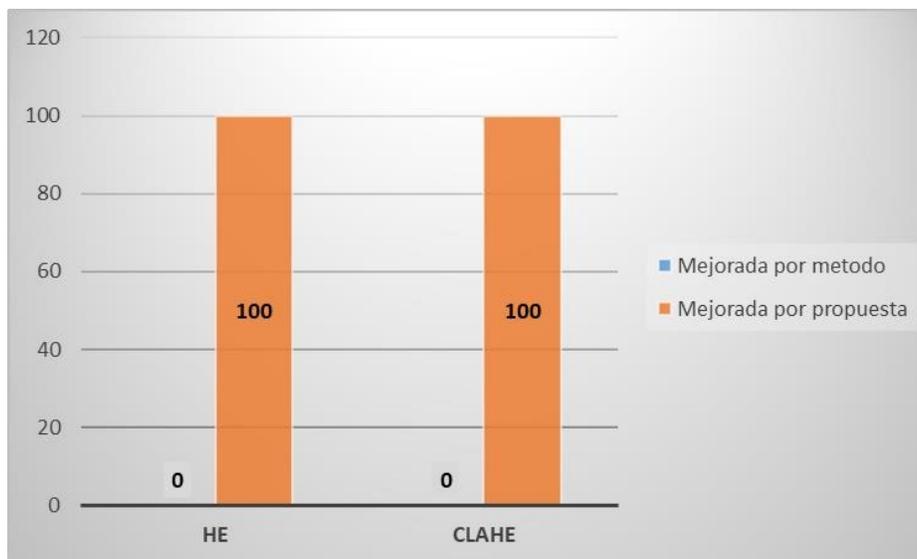
Fuente: elaboración propia.

En la Figura N° 2 se presenta una comparación de la imagen original con el método propuesto y los demás métodos de la literatura, con respecto a los resultados obtenidos en la mejora de contraste. Se observa que el método propuesto y el HE mejora el 100% de las imágenes, en tanto el CLAHE solo mejora el 80% y en el 20% lo disminuye.

Figura 3. Comparación de los métodos de las mejoras obtenidas en el AMBE

Fuente: elaboración propia.

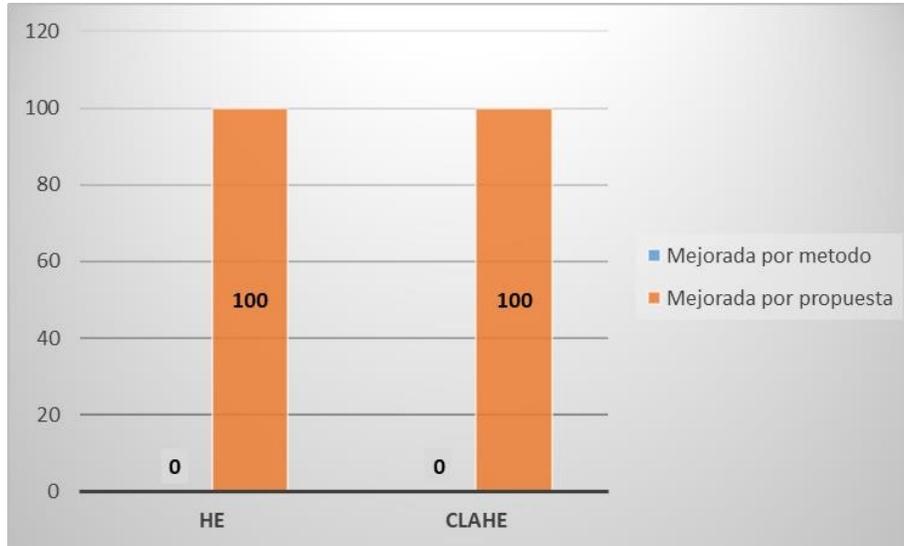
En la Figura N° 3 se presenta una comparación del método propuesto con los demás métodos de la literatura, con respecto a los resultados obtenidos en la preservación del brillo según la métrica AMBE, en ella se observa que el método propuesto tiene una amplia ventaja sobre los otros métodos HE y CLAHE.

Figura 4. Comparación de los métodos de las mejoras obtenidas en el PSNR

Fuente: elaboración propia.

En la Figura N° 4 se presenta una comparación del método propuesto con los demás métodos de la literatura, con respecto a los resultados obtenidos en la introducción de ruido según la métrica PSNR, en ella se observa que el método propuesto obtiene ventaja en el 100% sobre los otros métodos HE y CLAHE.

Figura 5. Comparación de los métodos de las mejoras obtenidas en el λ



Fuente: elaboración propia.

En la Figura N° 5 se presenta una comparación de la imagen original con el método propuesto y los demás métodos de la literatura, con respecto a los resultados obtenidos en cuanto a la borrosidad que presenta la imagen según la métrica λ , en ella se observa que el método propuesto mejora el 100% de las imágenes, en tanto los otros métodos HE y CLAHE solo mejora el 20%.

Comparación del algoritmo propuesto con el método HE

En la siguiente Figura N° 6 podremos visualizar las imágenes mejoradas por el método propuesto y el HE, llegamos a comparar los resultados mediante la visualización y el análisis de los resultados obtenidos por las métricas.

Figura 6. Mejoras realizadas por el algoritmo propuesto y HE

a. Imagen original 56.png



b. Imagen mejorada con HE



c. Imagen mejorada con la propuesta

Fuente: elaboración propia.

En la Figura N° 6 se tiene la imagen 56.png con un $SD= 29.285$; la misma imagen mejorada con el HE, con un $SD= 73.754$, $PSNR=6.957$, $AMBE=102.825$ y $\lambda=0.394$; y también la mejora con la propuesta, con un $SD= 30.375$, $PSNR=34.663$, $AMBE=0.772$ y $\lambda=0.159$. Se observa claramente en las métricas que el algoritmo propuesto realiza la mejora de contraste en menor medida, pero introduce la menor cantidad de ruido y conserva su brillo natural.

Comparación del algoritmo propuesto con el método CLAHE

Al igual que el apartado anterior, en la siguiente figura podremos visualizar las imágenes mejoradas por el método propuesto y el CLAHE, llegamos a comparar los resultados mediante la visualización y el análisis de los resultados obtenidos por las métricas.

Figura 7. Mejoras realizadas por el algoritmo propuesto y CLAHE

a. Imagen original 62.png



b. Imagen mejorada con CLAHE



c. Imagen mejorada con la propuesta

Fuente: elaboración propia.

En la Figura N° 7 se tiene la imagen 62.png con un $SD= 42.114$; la misma imagen mejorada con el método CLAHE, con un $SD= 47.772$, $PSNR=18.257$, $AMBE=22.781$ y $\lambda=0.381$; y también la mejora con la propuesta, con un $SD= 46.067$, $PSNR=27.542$, $AMBE=0.505$ y $\lambda=0.262$. Se observa claramente en las métricas que el algoritmo propuesto logra un mejor contraste que el CLAHE, introduce la menor cantidad de ruido y conserva su brillo natural.

Figura 8. Mejoras realizadas por el algoritmo propuesto y CLAHE, HE

a. Imagen original



b. Mejora de la propuesta



c. Mejora HE



d. Mejora CLAHE

Fuente: elaboración propia.

En la Figura 8 podemos observar como el método propuesto para la mejora de imágenes térmicas infrarrojas es visualmente mejor que los algoritmos CLAHE y HE. Esto se debe a que el método propuesto es capaz de preservar mejor los detalles de las zonas brillantes de la imagen metiendo la menor cantidad de ruido posible.

4. CONCLUSIONES

La investigación ha obtenido los siguientes datos que se lleva a la conclusión, en torno a los objetivos planteados, donde primeramente se presentó un nuevo algoritmo de mejora de imágenes térmicas infrarrojas el cual tiene como base principal la morfología multiescala por reconstrucción.

Con relación al segundo objetivo mencionamos que el método propuesto fue evaluado con distintas métricas como el SD el cual cuantifica la mejora del contraste, el AMBE mediante el cual se puede medir la conservación del brillo medio de la imagen, el PSNR este mide la relación señal/ruido y el λ que nos proporciona el valor del índice lineal de borrosidad.

Posteriormente el algoritmo propuesto fue comparado con otros algoritmos que mejoran las imágenes térmicas como el Histogram Equalization (HE) y el Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE), esto se dio mediante los resultados obtenidos por las métricas mencionadas, así como también fue comparado de forma visual.

Finalmente se concluye con respecto al objetivo general que es desarrollar un nuevo método de mejora de imágenes térmicas infrarrojas aéreas conservando detalles y brillo medio, en donde se destaca que el algoritmo propuesto es bastante eficiente al obtener mejoras en las imágenes térmicas infrarrojas exponiendo realce en el contraste, preservando su brillo natural, introduciendo la menor cantidad de ruido y dejando lo más clara posible.

REFERENCIAS

- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, M. D. (2010). *Metodología de la Investigación* (5ta ed.). Mexico: McGRAW-HILL.
- Bai, X. (2013). Image enhancement through contrast enlargement using the image regions extracted by multiscale top-hat by reconstruction. *Optik- International Journal for Light and Electron Optics*, 124(20), 4421-4424.
- Bai, X. (2013). Top-hat by reconstruction operators based multi-scale multi-structuring element method for multiple linear feature detection with simple post-processing. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 124(20), 4246-4251.
- Bai, X., Zhou, F., & Xue, B. (2012). Image enhancement using multi scale image features extracted by top-hat transform. *Optics & Laser Technology*, 4(2), 328-336.
- Burger, W., & Burge, M. J. (2008). *Digital Image Processing. An Algorithmic Introduction using Java* (Primera ed.). Verlag London: Springer.
- Cardozo, R., Méndez, A., Legal Ayala, H., & Vázquez Noguera, J. L. (octubre 2018). Mejora de imágenes a color utilizando un enfoque morfológico multiescala. *Trabajo presentado en XXIV Congreso Argentino de Ciencias de la Computación*, (págs. 381- 390). La Plata.
- Deitel, P. J., & Deitel, H. M. (2008). *CÓMO PROGRAMAR EN JAVA* (Septima ed.). México: PEARSON EDUCACIÓN.
- Depaoli, R., Fernández, L. A., & Diaz, D. (mayo 2005). Optimización de la ecualización del histograma en el procesamiento de imágenes digitales. *Trabajo presentado en VII Workshop de Investigadores en Ciencias de la Computación*, (págs. 238-242). Pcia. de Bs. As.
- Escobar Torres, R. D. (2019). MEJORA DE CONTRASTE DE IMÁGENES MÉDICAS BASADA EN LA TRANSFORMADA DE TOP-HAT MULTIESCALA POR RECONSTRUCCIÓN. *Tesis de Grado*. UNIVERSIDAD NACIONAL DE CONCEPCION, Concepción.
- Escobar, R., Martinez, F., Mello Roman, J. C., Vazquez Noguera, J. L., Legal-Ayala, H., & Pinto-Roa, D. P. (2019). Medical image enhancement with brightness preserving and detail using multiscale top-hat transform by reconstruction. *En XLV Latin American Computing Conference (CLEI 2019)*. Excel, M. M. (2010).
- Flores Larsen, S. E., & Hongn, M. E. (2012). Termografía infrarroja en la edificación: aplicaciones cualitativas. *Avances En Energias Renovables y Medio Ambiente*, 16.
- Gil Julca, J. C., & Guevara Collantes, C. A. (2018). ANÁLISIS Y DETERMINACIÓN DE ENFERMEDADES EN EL FRUTO DEL MANGO UTILIZANDO TÉCNICAS DE PROCESAMIENTO DIGITAL DE IMÁGENES. *Tesis de Grado*. Universidad Nacional "Pedro Ruiz Gallo", Lambayeque.

- Gonzalez, R. C., & Woods, R. E. (2002). *Digital Image Processing* (Second ed.). Prentice Hal.
- Herrera-Navarro, A. M., & Terol-Villalobos, I. (2008). Estudio del movimiento del calcio intracelular de células de Leucocitos mediante procesamiento morfológico de imágenes. *CIINDET*. Obtenido de <https://www.researchgate.net/publication/233870988>
- Javier, M. M. (2014). Morfología Matemática: Un Enfoque al Procesamiento Digital de Imágenes. *Tesis de Grado*. Benemérita Universidad Autónoma De Puebla, Puebla.
- Kandeel, A. A., Abbas, A. M., Hadhoud, M. M., & El-Saghir, Z. (2014). A Study of a Modified Histogram Based Fast Enhancement Algorithm (MHBFE). *En Signal & Image Processing An International Journal*, 5(1), 55-67.
- Lim, S., Isa, N., Ooi, C., & Toh, K. (2015). A new histogram equalization method for digital image enhancement and brightness preservation. *Signal, Image and Video Processing*, 9(3), 675–689.
- López Jiménez, P. C. (2017). Desarrollo de una plataforma para adquisición de imágenes basada en dron cámara térmica con aplicación en agricultura. Cartagena.
- Manzano Mendoza, M. A. (2009). Procesamiento y Análisis Digital de Imágenes Mediante Dispositivos Lógicos Programables. *Tesis de Grado*. Universidad Tecnológica de la Mixteca, Huajuapán de León.
- Mejía Vilet, J. R. (2005). *Procesamiento Digital*. Facultad de Ingeniería UASLP, San Luis Potosí.
- Mello Román, J. C. (2017). Mejora de contraste utilizando morfología matemática multiescala para imágenes en escala de grises e imágenes en color. *Tesis (Maestría en Ciencias de la Computación)*. Universidad Nacional de Asunción, Asuncion.
- Mello Román, J. C., Legal Ayala, H., & Vazquez Noguera, J. L. (2017). Image color contrast enhancement using multiscale morphology. *Journal of Computational Interdisciplinary Science*, 8(3).
- Mello Román, J. C., Vázquez Noguera, J. L., Legal-Ayala, H., Pinto-Roa, D. P., Gomez- Guerrero, S., & García Torres, M. (2019). Entropy and Contrast Enhancement of Infrared Thermal Images Using the Multiscale Top-Hat Transform. *Entropy*, 21(3), 244.
- Miranda de Alvarenga, E. (2008). *Metodología de la Investigación cuantitativa y cualitativa* (2da ed.). Asunción: A4 Diseños.
- Moré Rodríguez, L. G. (2017). MEJORA DEL CONTRASTE DE IMAGENES A COLOR UTILIZANDO UN FRAMEWORK DE OPTIMIZACION MULTI OBJETIVO. *Tesis de Grado de Master*. Universidad Nacional de Asunción, San Lorenzo.
- Moreno Perez, J. C. (s.f.). *Entornos de Desarrollo*. Madrid: SÍNTESIS, S. A.
- Mukhopadhyay, S., & Chanda, B. (2000). A multiscale morphological approach to local. *Signal Processing*, 4(80), 685-696.
- Muñoz Razo, C. (2011). *Cómo elaborar y asesorar una investigación de tesis*. (Segunda ed.). México: Pearson Educación de México.
- Ortiz Zamora, F. G. (2002). Procesamiento morfológico de imágenes en color. Aplicación a la reconstrucción geodésica. *Tesis Doctoral*. Universidad de Alicante, Alicante.

- Raju, A., Dwarakish, G. S., & Venkat Reddy, D. (2013). A Comparative Analysis of Histogram Equalization based Techniques for Contrast Enhancement and Brightness Preserving. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 6(5), 353-366.
- Rivas Araiza, E. A. (2008). Análisis multiescala morfológico y compensación en iluminación en imágenes digitales. *Tesis*. Universida Autónoma de Querétaro, Querétaro.
- Sanchez Allende, J., Fernandez-Toribio, G. H., Fernandez Manjon, B., Moreno Diaz, P., Reinoso Peinado, A. J., & Sosa Sanchez-Cortes, R. (2005). *Programacion en Java 2*. Madrid: McGraw-Hill.
- Soille, P. (2004). *Morphological Image Analysis: Principles and Applications* (2nd ed.). Berlin Heidelberg: Springer.
- Vitella Espinoza, J. G. (2003). Implementación de una arquitectura para un filtro morfológico de imagenes digitales en escala de grises en un FPGA de altera. *Tesis de Grado*. Pontifica Universidad Católica del Perú, Lima.
- Zanuy, M. F. (2000). *Tratamiento digital de la voz e imagen y aplicación a la multimedia*. Barcelona: Marcombo.