



Mejora de contraste de imágenes térmicas infrarrojas aéreas utilizando un enfoque morfológico multiescala

Julio César Mello-Román^a

^aFacultad Politécnica, Universidad Nacional de Asunción, San Lorenzo, Paraguay. juliomello@pol.una.py

Resumen

La mejora de la imagen es una técnica crucial para realzar la calidad visual de las imágenes térmicas infrarrojas. Los detalles claros que posee la imagen infrarroja contienen información importante para su posterior análisis. Para mejorar efectivamente la imagen infrarroja y hacer claros los detalles de la imagen, un algoritmo que utiliza un enfoque morfológico multiescala es propuesto en este trabajo. Esta basado en la transformada de top-hat multiescala con operadores de cambio. Lo novedoso de la técnica es que utiliza en la transformada de top-hat dos elementos estructurantes de tamaños proporcionales. Para la evaluación del rendimiento y validación del método propuesto, fueron utilizados 100 imágenes térmicas infrarrojas de una base de datos pública. Los resultados cuantitativos y visuales demuestran que el método propuesto mejora las imágenes en términos de detalles, contraste e introduce menos distorsión en el proceso de mejora.

Palabras Clave:

Imágenes térmicas infrarrojas, transformada de Top-Hat multiescala, operadores de cambio.

1. Introducción

Las imágenes infrarrojas (IR) se utilizan ampliamente en muchos campos de la ciencia, como la obtención de imágenes médicas, el seguimiento de objetos Li et al. (2023), rescate de personas en el mar Jiang et al. (2022), la astronomía y con fines militares para proteger las fronteras Gaber et al. (2022). Las imágenes infrarrojas pueden ser adquiridas de día o de noche en función al tipo de dispositivo utilizado para su adquisición.

El mejoramiento de la imagen es una técnica del procesamiento de imágenes utilizada para realzar la calidad visual y además esta es utilizada en diferentes aplicaciones Mello Román et al. (2021). Actualmente se han propuesto aplicaciones que usan imágenes infrarrojas térmicas. Tal como, detección e identificación de individuos usados en aplicaciones militares. Otras áreas como, medicina, aplicaciones de detección de cáncer o cambios de temperatura corporal causados por alguna enfermedad Román et al. (2017). En la mayoría de los casos, la imagen infrarroja tiene baja calidad, el contraste y los detalles de la imagen no son buenas, necesitan ser mejoradas. Técnicas de mejoramiento de imágenes basadas en Histograma son ampliamente usadas Caballero et al. (2019); Deng et al. (2022), pero suelen saturar las regiones brillosas, lo cual podría afectar si estas imágenes son utilizadas en otras aplicaciones.

Una herramienta efectiva para el mejoramiento de imágenes ha sido la morfología matemática Román et al. (2017); Bai (2013a); Soille (2013); Mukhopadhyay and Chanda (2000);

Román (2020). Algoritmos basados en operadores morfológicos Bai (2013a); Mukhopadhyay and Chanda (2000) para mejoramiento de imágenes cuya idea principal es, la extracción de regiones de imágenes útiles usando operadores en combinación de regiones útiles en el resultado final. Sin embargo, en ciertos algoritmos podrían producirse ruidos o algún efecto ineficiente. El ajuste de contraste es una manera eficiente de mejoramiento de imágenes aéreas térmicas Bai (2015); Watanabe et al. (1998); Villaseñor-Mora et al. (2008). Operador de cambio, es un operador morfológico útil para identificar detalles de imágenes útiles Bai (2015); Soille (2013); Bai et al. (2012); L.Dorini (2007). A razón de esto, un algoritmo efectivo es propuesto, basada en morfología matemática multiescala utilizando dos elementos estructurantes de diferentes tamaños. La técnica basada en operador de cambio multiescala para la extracción de características de las imágenes y finalmente importado a la imagen térmica original. El algoritmo propuesto fue aplicado a imágenes térmicas aéreas de una base de datos de imágenes públicas Portmann et al. (2014).

La percepción de la imagen infrarroja con relce de contraste es difícil calificar desde el punto de vista objetiva y subjetiva. No existe una forma única en la cual se pueda especificar la validación objetiva y subjetiva del método de mejoramiento. Por lo tanto, realizamos comparaciones sobre el rendimiento de diferentes métodos de mejoramiento de manera visual y utilizando medidas cuantitativas. En el orden de cuantificar el efecto de

mejoramiento de diferentes métodos, empleamos el índice de borrosidad lineal, basada en el análisis del dominio espacial, el cuál es una métrica muy utilizada para evaluar la calidad de imagen térmica infrarroja.

El artículo está organizado como sigue: Sección 2 introduce los fundamentos teóricos y el método propuesto. En la Sección 3 se presentan los resultados experimentales. Finalmente, las conclusiones en la Sección 4.

2. Metodología

2.1. Definiciones básicas

- **La dilatación y erosión** Burger and Burge (2016), dos operaciones básicas, derivados de operaciones de la morfología matemática. La dilatación de la imagen $I(x,y)$ usando elemento estructurante (EE) $H(u,v)$, se define como el máximo de los valores en H agregado a los valores de la subimagen actual de I , representado como sigue:

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

donde \oplus denota la operación de dilatación, (x,y) y (u,v) son las coordenadas de los píxeles en la imagen I y H el elemento estructurante, respectivamente. La erosión de la imagen $I(x,y)$ usando el elemento estructurante $H(u,v)$ se define como el mínimo de las diferencias, representado como:

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

donde \ominus denota la operación de erosión.

- **La apertura y cierre** Burger and Burge (2016), que son las combinaciones de la dilatación y erosión a través de diferentes modos, pueden ser representados como sigue:

$$I \circ H = (I \ominus H) \oplus H, \quad (3)$$

$$I \bullet H = (I \oplus H) \ominus H. \quad (4)$$

donde \circ y \bullet representan las operaciones de apertura y cierre, respectivamente. La apertura y cierre generalmente son útiles para suavizar regiones brillosas y regiones oscuras, respectivamente. Bien podrían ser usados para la extracción de características de imágenes.

2.2. Transformada Top-hat

La transformada top-hat originalmente propuesto en Soille (2013) provee una herramienta excelente para la extracción de características de brillos y oscuridad respectivamente más pequeño que un tamaño dado de un fondo desigual.

Mediante el uso de las operaciones de apertura y cierre, la transformada top-hat, incluyendo la transformada top-hat por apertura y transformada top-hat por cierre, en adelante denotado THA y THC respectivamente, pueden ser definidos como sigue Gonzalez and Woods (1992):

$$THA = I - I \circ H, \quad (5)$$

$$THC = I \bullet H - I. \quad (6)$$

La apertura y cierre suavizan regiones de brillos y regiones oscuras de la imagen, respectivamente. Por lo tanto, THA y THC descubren regiones de brillo y regiones oscuras en I respectivamente Serra (1983).

2.3. Construcción de la transformada top-hat con dos elementos estructurantes

Para la construcción de la transformada top-hat con dos elementos estructurantes, es aplicar la transformada top-hat, usando elementos estructurantes de forma geométrica similar en diferentes escalas. Otros trabajos que hacen uso de diferentes elementos estructurantes en la transformada top-hat existente en la literatura, no mantiene la forma geométrica exacta de los elementos estructurantes Bai and Zhou (2010), Bai et al. (2011).

Se define un elemento estructurante (EE) convexo, $(n-1)$ el número de dilataciones para EE_n en un rango de $i = 1, 2, \dots, n$ y $(m-1)$ es el número de dilataciones para EE_m en un rango de $j = 1, 2, \dots, m$, como sigue Román et al. (2017):

$$EE_n = EE_{n-1} \oplus EE = \underbrace{EE \oplus EE \oplus EE \oplus \dots \oplus EE}_{n-1 \text{ dilataciones}}$$

$$EE_m = EE_{m-1} \oplus EE = \underbrace{EE \oplus EE \oplus EE \oplus \dots \oplus EE}_{m-1 \text{ dilataciones}}$$

Por lo tanto, definimos los elementos estructurantes H_1 y H_2 como sigue:

$$H_1 = EE_n \quad (7)$$

$$H_2 = EE_m \quad (8)$$

Debido a que la base del EE es convexo. Por lo tanto, H_1 y H_2 son planos y geoméricamente proporcionales.

- **Apertura y cierre con dos elementos estructurantes:** Considerando los elementos estructurantes incrementales y tomando las operaciones de apertura (3) y cierre (4), podemos definir la apertura y cierre con dos elementos estructurantes, de aquí en adelante apertura y cierre respectivamente, como sigue:

$$I \circ H_x = (I \ominus H_1) \oplus H_2 \quad (9)$$

$$I \bullet H_x = (I \oplus H_1) \ominus H_2 \quad (10)$$

- **Transformada top-hat con dos elementos estructurantes:** De la ecuación (9) y (10), la transformada top-hat se define como:

$$THAN = I - I \circ H_x \quad (11)$$

$$THCN = I \bullet H_x - I \quad (12)$$

Donde (11) es la transformada top-hat por apertura con dos EE y (12), la transformada top-hat por cierre con dos EE respectivamente.

2.4. Operador de cambio con apertura y cierre como primitivas

El operador de cambio ha sido una herramienta útil en aplicaciones de procesamiento de imágenes después de que ha sido propuesto Soille (2013); Bai (2013b); L.Dorini (2007). La selección de reglas en este tipo de operador de cambio indica que, este operador extrae los píxeles de imágenes que son más diferentes de la imagen original I en las primitivas evaluadas. Dichos píxeles de la imagen generalmente representan características importantes en la imagen. Por lo tanto, es útil para la extracción de características.

El rendimiento del OC, para la extracción de características, depende en gran medida de la definición de las primitivas en OC. La apertura y cierre son operadores efectivos para suavizar imágenes características y extracción de características importantes Bai (2013b). Podría ser útil para identificar los detalles de imágenes infrarrojas. Usando las operaciones de apertura y cierre como primitivas, el operador de cambio puede ser expresado como sigue Bai (2015, 2013b).

La regla utilizada de la expresión 13, indica que la diferencia entre la imagen original y el resultado de la apertura o cierre es comparada. Y, los píxeles en el resultado del OC son del resultado de la apertura o cierre. Cada píxel tiene una diferencia relativamente más grande que la imagen original y el resultado de la apertura o cierre. Una gran diferencia indica que el suavizamiento de las características de la imagen por apertura o cierre son más sobresaliente en la imagen.

Generalmente, las características de imágenes importantes en la imagen infrarroja son regiones sobresalientes en comparación con otras regiones. Y, mejorar la imagen infrarroja sería mejorar las características de la imagen que son diferentes de otras regiones. Por lo tanto, OC en la expresión 13 puede ser usado para extraer características y mejoramientos que sobresalen en la imagen infrarroja.

Finalmente, la ecuación (13) puede ser simplificada usando la definición de la transformada top-hat. De (11) y (12), el OC se define como:

$$OC(I)(x, y) = \begin{cases} I \circ H_x(x, y), & \text{if } THCN(x, y) < THAN(x, y) \\ I \bullet H_x(x, y), & \text{if } THCN(x, y) > THAN(x, y) \\ I(x, y), & \text{else} \end{cases}$$

(14)

2.5. Esquema multiescala propuesta

La idea del nuevo método propuesto es utilizar dos elementos estructurantes escalables, dos elementos estructurantes es-

calables en el operador de cambio con la transformada top-hat modificada (11,12) usada en Bai (2015). Con la adición del nuevo elemento estructurante escalable, aparte de mejorar regiones sobresalientes importantes de la imagen infrarroja, también sus vecindades o contornos subsecuentes.

El procedimiento o pseudo-código (1) y (2) del algoritmo propuesto se detalla a continuación.

Algoritmo 1 Función Principal

```

1: procedure MAIN( $IM, w_1, w_2, w_3, S$ )
2:    $h_1 = 3, h_2 = 9$ 
3:   for each integer  $S_k$  in  $S$  do
4:      $EE_1 = \text{strel}(\text{disco}, h_1)$   $\triangleright$  EE circular con mascara
        $h_1$ 
5:      $EE_2 = \text{strel}(\text{disco}, h_2)$   $\triangleright$  EE circular con mascara
        $h_2$ 
6:      $OC[S_k + 1] = \mathbf{OC}(OC[S_k], EE_1, EE_2)$   $\triangleright$  operador
       cambio multiescala
7:      $BOC[S_k] = \mathbf{XOC}(IM, OC[S_k], OC[S_k + 1])$   $\triangleright$ 
        $\max((OC_{S_k} - OC_{S_{k+1}}), 0)$ 
8:      $DOC[S_k] = \mathbf{XOC}(IM, OC[S_k + 1], OC[S_k])$   $\triangleright$ 
        $\max((OC_{S_{k+1}} - OC_{S_k}), 0)$ 
9:      $h_1 = h_1 + 2$ 
10:     $h_2 = h_2 + 8$ 
11:   end for
12:    $BF = \mathbf{XOC}_{\text{sum}}(BOC_{S_k}) + \mathbf{XOC}_{\text{max}}(BOC_{S_k})$   $\triangleright$ 
        $\text{sum}(B_{S_k}) + \max(B_{S_k})$ 
13:    $DF = \mathbf{XOC}_{\text{sum}}(DOC_{S_k}) + \mathbf{XOC}_{\text{max}}(DOC_{S_k})$   $\triangleright$ 
        $\text{sum}(D_{S_k}) + \max(D_{S_k})$ 
14:
15:    $FE = w_1 * IM + w_2 * BF - w_3 * DF$ 
16:
17:   Return  $FE$ 
18: end procedure

```

Primeramente, las características de brillo y oscuridad multiescala de la imagen infrarroja son extraídas. Segundo, las características final de brillo y oscuridad (BF, DF) son calculadas partiendo de las características de brillo y oscuridad multiescala extraídas previamente (BOC_{S_k}, DOC_{S_k}). Finalmente, la imagen infrarroja es mejorada usando el método de ampliación de contraste Bai (2015); Bai et al. (2011). La Fig. 2 muestra el resultado final del mejoramiento de la imagen infrarroja original (Fig. 2(a)). La Fig. 2 indica que, la imagen y los detalles son mejorados efectivamente. Y, el objetivo es más claro que la imagen infrarroja original. Este resultado mejorado sería útil para el análisis posterior de la imagen infrarroja como reconocimiento de objetivo y otras aplicaciones basadas en infrarrojo.

3. Resultados experimentales

Para realizar una comparación cuantitativa y demostrar el buen rendimiento del algoritmo propuesto, la métrica de evaluación ampliamente usada, es el índice lineal de borrosidad adoptado en este trabajo Bai (2015); Bai et al. (2011); Lai et al. (2010). Otras métricas son también utilizadas para mostrar la

$$OC(I)(x, y) = \begin{cases} I \circ H(x, y), & \text{if } I \bullet H(x, y) - I(x, y) < I(x, y) - I \circ H(x, y) \\ I \bullet H(x, y), & \text{if } I \bullet H(x, y) - I(x, y) > I(x, y) - I \circ H(x, y) \\ I(x, y), & \text{else} \end{cases} \quad (13)$$

Algoritmo 2 Operador de cambio

```

1: procedure OC(IM, EE1, EE2)
2:   Fape = dilatación(erosión(IM, EE1), EE2) ▶ apertura
   con 2EE diferentes
3:   Fcer = erosión(dilatación(IM, EE1), EE2) ▶ cierre con
   2EE diferentes
4:   M, N = size(IM)
5:   for each integer x in M do
6:     for each integer y in N do
7:       if THC(x, y) < THA(x, y) then
8:         IM(x, y) = Fape(x, y)
9:       elseif THC(x, y) > THA(x, y) then
10:        IM(x, y) = Fcer(x, y)
11:      else
12:        IM(x, y) = I(x, y) ▶ se mantiene el pixel
13:      end for
14:    end for
15:  return OC ⇐ IM
16: end procedure

```

validez del algoritmo propuesto en términos de mejoramiento de contraste, preservación de brillo significativo, con un total de 5 métricas de evaluación para el análisis comparativo.

3.1. Métricas de evaluación

Mejorar la imagen infrarroja podría mejorar los detalles útiles de la imagen infrarroja.

- El índice de borrosidad lineal se define, basado en la información espacial de una imagen infrarroja, que ha sido usado efectivamente, para medir el rendimiento del mejoramiento de la imagen infrarroja. El índice de borrosidad lineal (denotado por γ) podría ser calculado como sigue Bai (2015); Bai et al. (2011); Lai et al. (2010).

$$\gamma(I) = \frac{2}{M \times N} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n \min\{p_{xy}, (1 - p_{xy})\}, \quad (15)$$

$$p_{xy} = \sin \left[\frac{\pi}{2} \times \left(1 - \frac{I_{xy}}{I_{max}} \right) \right]$$

En la definición, $M \times N$ es el tamaño de la imagen, I_{xy} es el valor gris del píxel (x, y) , I_{max} es el máximo valor gris de I . Un valor pequeño de γ indica que el rendimiento del algoritmo correspondiente para el mejoramiento de la imagen infrarroja es mejor.

- La métrica utilizada para la medida de señal-ruido de una imagen es el *Peak Signal-to-Noise Ratio* (PSNR) Kandeel et al. (2014); Lepcha et al. (2023). Dado una imagen de referencia I y una imagen de prueba I_{ME} donde el tamaño de las imágenes son $M \times N$, el PSNR entre I e I_{ME} se define como:

$$PSNR(I, I_{ME}) = 10 \times \log_{10} \frac{(L-1)^2}{MSE(I, I_{ME})}, \quad (16)$$

donde el *Mean Squared Error* (MSE) se define como:

$$MSE(I, I_{EN}) = \frac{1}{M \times N} \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=1}^{n-1} (I(x, y) - I_{EN}(x, y))^2$$

- El *Absolute Mean Brighness Error* (AMBE) Román et al. (2017); Lepcha et al. (2023) se define como la diferencia absoluta entre el brillo significativo de la imagen de entrada y la imagen resultante, dada por:

$$AMBE(I, I_{EN}) = |E(I) - E(I_{EN})| \quad (17)$$

donde I e I_{EN} representa la imagen de entrada y la imagen resultante, respectivamente, $E(I)$ y $E(I_{EN})$ representa los brillos significativos de la imagen de entrada y la resultante respectivamente. El AMBE mide el rendimiento en preservación del brillo original y un valor bajo, significa mejor preservación del brillo.

- La entropía (ENTROPY) Lepcha et al. (2023) es una métrica útil que determina la riqueza de detalles en la imagen resultante y es calculado como:

$$ENTROPÍA = - \sum_{k=0}^{L-1} p(k) \log_2(p(k)) \quad (18)$$

Una alta entropía implica una alta riqueza de detalles en la imagen.

- El contraste Lim et al. (2015); Lepcha et al. (2023) se define como:

$$CONTRASTE = \sqrt{\sum_{k=0}^{L-1} (k - E(X))^2 p(k)} \quad (19)$$

Donde $E(X)$ es el brillo medio de la imagen. El valor del contraste de la imagen resultante debe ser mayor que la imagen de entrada para asumir un mejoramiento.

Para las pruebas experimentales fueron usadas 200 imágenes aéreas térmicas, obtenidas de una base de datos públicas Portmann et al. (2014).

3.2. Resultados

Imágenes infrarrojas con diferentes tipos de fondos desordenados y obtenidos bajo diferentes circunstancias son usados en este experimento. En la literatura, existen algunos algoritmos que podrían ser usados para el mejoramiento de imágenes infrarrojas, incluyendo el algoritmo de ecualización de histograma (HE) Wan and Shi (2007); Huang et al. (2006), algoritmo de ecualización de histograma de contraste adaptativo limitado (CLAHE) Huang et al. (2006), y algoritmo basado en operador de cambio secuencial multiescala (MSSTO) Bai (2015), en este paper como algoritmos de comparación. HE y CLAHE son algoritmos ampliamente usados para mejoramiento de imagen. MSSTO es un algoritmo efectivo para el mejoramiento de imagen infrarroja, que también está basado en la teoría de la matemática morfológica multiescala con operador de cambio secuencial y podría ser usado para el mejoramiento bien de la imagen infrarroja. Por lo tanto, HE, CLAHE, MSSTO son adoptados en este paper para hacer la comparación. Los experimentos de comparación cuantitativa y visual son mostrados abajo.

La Tabla 1 muestra que, los valores de γ del algoritmo propuesto es más pequeño que otros algoritmos. Esto significa que, el algoritmo propuesto realiza mejor que otros algoritmos para el mejoramiento de imágenes infrarrojas, especialmente para mejorar detalles de imágenes útiles e importantes. Por lo tanto, el algoritmo propuesto podría ser usado para mejoramiento de imágenes infrarrojas. Para este experimento, el número de iteraciones para MSSTO y el propuesto fueron $s = 5$ con $h_1 = 3$, $h_2 = 9$ respectivamente.

Tabla 1: Resultado numérico obtenido de 200 imágenes infrarrojas aéreas térmicas

Método	γ	PSNR	ENTROPÍA	AMBE	CONTRASTE
I	0.321	-	6.512	-	38.686
HE	0.389	12.610	5.590	45.651	74.770
CLAHE	0.386	18.657	7.138	16.835	47.864
MSSTO	0.169	16.380	6.583	33.688	36.943
PROPUESTO	0.166	16.650	6.470	33.620	35.745

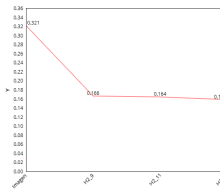
Tabla 2: Resultado numérico obtenido de 200 imágenes infrarrojas aéreas térmicas usando el método propuesto

H1	H2	γ	PSNR	ENTROPÍA	AMBE	CONTRASTE
3x3	9x9	0.166	16.650	6.470	33.620	35.745
3x3	11x11	0.164	16.734	6.438	33.890	34.990
3x3	21x21	0.158	16.980	6.244	35.314	31.776

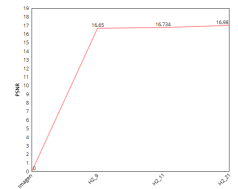
La Figura 2 es un ejemplo de comparación en la imagen infrarroja con objetivos aéreos y fondos desiguales. (a) es la imagen infrarroja original *590.png*. (b) es el resultado mejorado de HE. (c) es el resultado mejorado de CLAHE. (d) es el resultado mejorado de MSSTO. (e) es el resultado mejorado del algoritmo propuesto. La imagen original no tiene un buen contraste y la imagen no está clara. Los resultados mejorados de HE y CLAHE mejora las regiones de brillo de la imagen original. Pero, las regiones aéreas no es clara en comparación con la

Tabla 3: Promedio numérico obtenido de 200 imágenes infrarrojas aéreas térmicas de la razón del método propuesto sobre la imagen de la métrica γ

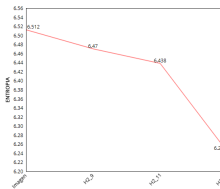
		Iteraciones				
		1	2	3	4	5
Pesos	0.1	0.055	0.041	0.053	0.063	0.069
	0.2	0.130	0.088	0.099	0.110	0.116
	0.3	0.215	0.159	0.169	0.180	0.186
	0.4	0.305	0.250	0.258	0.270	0.277
	0.5	0.407	0.365	0.371	0.383	0.391
	0.6	0.520	0.492	0.498	0.510	0.516
	0.7	0.635	0.618	0.624	0.634	0.639
	0.8	0.714	0.709	0.716	0.724	0.728
	0.9	0.786	0.794	0.799	0.806	0.808
	1.0	0.847	0.864	0.868	0.874	0.924
w_1		$w_2 = 1.5$			$w_3 = 1.5$	



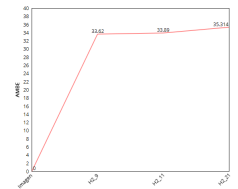
((a) γ)



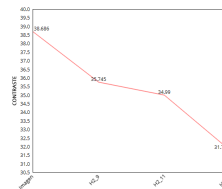
((b) PSNR)



((c) ENTROPÍA)



((d) AMBE)



((e) CONTRASTE)

Figura 1: Comportamiento de métricas obtenidos aplicando morfología multiescala usando diferentes tamaños de elementos estructurantes H_2 y $H_1 = 3$

imagen original. Además, los ruidos son pesados en esos resultados. El resultado de MSSTO tiene buen contraste y el objetivo es brillante. Pero, los detalles de la región del fondo no están bien mejorados. El algoritmo propuesto mejora la imagen original. En la imagen mejorada, el contraste es bueno y los ruidos contenidos son pocos. Además, la región completa del objetivo es mejorada, incluyendo las regiones de fondo. Por lo tanto, el algoritmo propuesto realiza mejor que otros algoritmos.

En la Figura 3 es posible visualizar los resultados obtenidos aplicando el método de morfología multiescala usando elementos estructurantes (H_2) de diferentes tamaños incrementales. Ta-

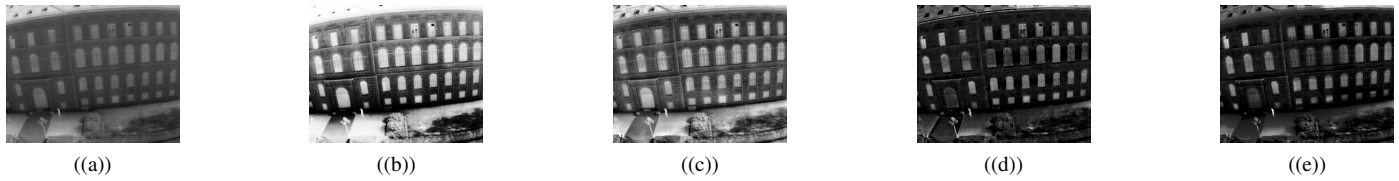


Figura 2: Un ejemplo de comparación de imágenes infrarrojas (a) la imagen original (b) es el resultado mejorado de HE (c) es el resultado mejorado de CLAHE (d) es el resultado mejorado de MSSTO (e) es el resultado mejorado del algoritmo propuesto.

maños de H_2 más grandes, producen resultados mejores en la imagen infrarroja.

De los resultados mostrados en la Tabla 2, podemos observar que los elementos estructurantes son mayores y de áreas similares, el índice de borrosidad es menor, menos ruido es introducido y brillos significativos son conservados. Por otro lado, el contraste es mejorado en menor grado. En la Figura 3, una representación de gráfico lineal del cuadro correspondiente.

La Tabla 3, es posible observar el comportamiento del método propuesto, basado en el índice de borrosidad como métrica de evaluación, de los diferentes valores de pesos y número de iteraciones Bai (2015). A medida que el ajuste de contraste de la imagen original (w_1) va en aumento, ecuación de ampliación de contraste Bai (2015), el índice de borrosidad es mejorado en menor grado.

Para los experimentos, los parámetros w_1 , w_2 y w_3 (pesos para ajustar el contraste de la imagen resultante) seleccionados según Bai (2015), para representar la imagen infrarroja final mejorada FE (algoritmo 1).

4. Conclusiones

Este trabajo propone una mejora al algoritmo propuesto en Bai (2015). La modificación consiste que en el operador de cambio, en lugar de utilizar un único elemento estructurante en la transformada top-hat se utiliza dos elementos estructurantes crecientes y proporcionales. El método propuesto fue evaluado con diferentes métricas que mide el índice de borrosidad, la preservación de brillo significativo, mejoramiento de contraste y la razón de señal-ruido de la imagen.

En términos de eficiencia, a medida que el tamaño de los elementos estructurantes crece y cuando la separación de áreas H_1 y H_2 son grandes. El índice de borrosidad es mejorado, una mejor preservación de brillo significativo y baja distorsiones.

Los resultados experimentales visuales y numéricos en diferentes tipos de imágenes infrarrojas muestran que, el método propuesto es bueno para la preservación de detalles de la imagen infrarroja mejorada, acorde al tamaño del elemento estructurante.

Referencias

Bai, X. (2013a), 'Image enhancement through contrast enlargement using the image regions extracted by multiscale top-hat by reconstruction', *Optik* **124**, 4421–4424.
 Bai, X. (2013b), 'Morphological enhancement of microscopy mineral image using opening- and closing-based toggle operator', *Journal of microscopy* **253**.

Bai, X. (2015), 'Morphological infrared image enhancement based on multi-scale sequential toggle operator using opening and closing as primitives', *Infrared Physics Technology* **68**, 143–151.
 Bai, X. and Zhou, F. (2010), 'Analysis of new top-hat transformation and the application for infrared dim small target detection', *Pattern Recogn.* **43**(6), 2145–2156.
 URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.patcog.2009.12.023>
 Bai, X., Zhou, F. and Xue, B. (2011), 'Infrared image enhancement through contrast enhancement by using multiscale new top-hat transform', *Infrared Physics and Technology* **54**, 61–69.
 Bai, X., Zhou, F. and Xue, B. (2012), 'Toggle and top-hat based morphological contrast operators', *Computers & Electrical Engineering* **38**(5), 1196–1204.
 Burger, W. and Burge, M. J. (2016), *Digital image processing: an algorithmic introduction using Java*, Springer.
 Caballero, R. D. M., Pineda, I. A. B., Román, J. C. M., Noguera, J. L. V. and Silva, J. J. C. (2019), 'Quadri-histogram equalization for infrared images using cut-off limits based on the size of each histogram', *Infrared Physics & Technology* **99**, 257–264.
 Deng, W., Liu, L., Chen, H. and Bai, X. (2022), 'Infrared image contrast enhancement using adaptive histogram correction framework', *Optik* **271**, 170114.
 Gaber, R., Ali, A. and Ahmed, K. (2022), 'Performance evaluation of infrared image enhancement techniques', *arXiv preprint arXiv:2202.03427*.
 Gonzalez, R. C. and Woods, R. E. (1992), *Digital Image Processing*, 2nd edn, Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc., Boston, MA, USA.
 Huang, K.-Q., Wang, Q. and Wu, Z.-Y. (2006), 'Natural color image enhancement and evaluation algorithm based on human visual system', *Computer Vision and Image Understanding* **103**(1), 52 – 63.
 URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1077314206000233>
 Jiang, Y., Dong, L. and Tian, C. (2022), Image enhancement of maritime infrared targets based on joint features of grayscale and texture, in '2022 3rd International Conference on Information Science, Parallel and Distributed Systems (ISPDS)', IEEE.
 Kandeel, A. A., Abbas, A. M., Hadhoud, M. M. and El-Saghir, Z. (2014), 'A study of a modified histogram based fast enhancement algorithm (mhbfef)', *Signal & Image Processing* **5**(1), 55.
 Lai, R., tang Yang, Y., jian Wang, B. and xin Zhou, H. (2010), 'A quantitative measure based infrared image enhancement algorithm using plateau histogram', *Optics Communications* **283**(21), 4283 – 4288.
 URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S003040181000684X>
 L.Dorini, N. (2007), 'A scale-space toggle operator for morphological segmentation', *Proceedings of the 8th International Symposium on Mathematical Morphology, Rio de Janeiro, Brazil* pp. 101–112.
 Lepcha, D. C., Goyal, B., Dogra, A., Sharma, K. P. and Gupta, D. N. (2023), 'A deep journey into image enhancement: A survey of current and emerging trends', *Information Fusion* **93**, 36–76.
 Li, Y., Ma, L., Yang, S., Fu, Q., Sun, H. and Wang, C. (2023), 'Infrared image-enhancement algorithm for weak targets in complex backgrounds', *Sensors* **23**(13), 6215.
 Lim, S. H., Isa, N. A. M., Ooi, C. H. and Toh, K. K. V. (2015), 'A new histogram equalization method for digital image enhancement and brightness preservation', *Signal, Image and Video Processing* **9**(3), 675–689.
 Mello Román, J. C. et al. (2021), Esquemas Morfológicos Multiescala Basados en Operaciones de Top-Hat para Aplicaciones de Mejora y Fusión de Imágenes, PhD thesis, FP-UNA.
 Mukhopadhyay, S. and Chanda, B. (2000), 'A multiscale morphological approach to local contrast enhancement', *Signal Processing* **80**(4), 685 – 696.
 URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0165168499001619>
 Portmann, J., Lynen, S., Chli, M. and Siegwart, R. (2014), People detection and



Figura 3: Resultados visuales obtenidos aplicando morfología multiescala usando diferentes tamaños de elementos estructurantes H_2 y $H_1 = 3$

tracking from aerial thermal views, in '2014 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA)', IEEE, pp. 1794–1800.

Román, J. C. M. (2020), 'Mejora de contraste de imágenes de grietas de concreto utilizando morfología matemática', *Revista de Ingeniería, Ciencias y Sociedad* **2**, 28–32.

Román, J. C. M., Ayala, H. L. and Noguera, J. L. V. (2017), Top-hat transform for enhancement of aerial thermal images, in '2017 30th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI)', IEEE.

Serra, J. (1983), *Image Analysis and Mathematical Morphology*, Academic Press, Inc., Orlando, FL, USA.

Soille, P. (2013), *Morphological image analysis: principles and applications*, Springer Science & Business Media.

Villaseñor-Mora, C., Sanchez-Marin, F. J. and Garay-Sevilla, M. E. (2008), 'Contrast enhancement of mid and far infrared images of subcutaneous veins', *Infrared Physics Technology* **51**(3), 221 – 228.

URL: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1350449507000722>
 Wan, Y. and Shi, D. (2007), 'Joint exact histogram specification and image enhancement through the wavelet transform', *IEEE Transactions on Image Processing* **16**(9), 2245–2250.

Watanabe, Y., Yuasa, T., Akatsuka, T., Devaraj, B. and Inaba, H. (1998), 'Enhancement of laser ct image contrast by correction of artifacts due to surface effects', *Opt. Express* **3**(3), 104–110.

URL: <http://www.opticsexpress.org/abstract.cfm?URI=oe-3-3-104>