

# FUSIÓN DE IMÁGENES MULTI-FOCO UTILIZANDO INTERPOLACIONES POLINOMINALES

Moreno Vázquez , Pedro Abraham (1), Ledesma Carrillo, Luis Manuel (2), Cabal Yépez, Eduardo (3)

1 [Licenciatura en Ingeniería en Comunicaciones y Electrónica, Universidad de Guanajuato] | Dirección de correo electrónico: [pa.morenovazquez@ugto.mx]

2 [Departamento de Estudios Multidisciplinarios, División de Ingenierías, Campus Irapuato-Salamanca, Universidad de Guanajuato] | Dirección de correo electrónico: [lm.ledesma@ugto.mx]

3 [Departamento de Estudios Multidisciplinarios, División de Ingenierías, Campus Irapuato-Salamanca, Universidad de Guanajuato] | Dirección de correo electrónico: [educabal@ugto.mx]

## Resumen

La fusión de imágenes multi-foco proporciona una alternativa para mejorar las limitantes de profundidad de campo en los sistemas convencionales ópticos. En este trabajo se propone un algoritmo para la fusión de imágenes multi-foco utilizando una interpolación del tipo trade-off. Se utilizan dos imágenes de la misma escena con diferentes planos focales, seguido de distintas técnicas de procesamiento de imágenes como detección de bordes, morfología matemática y umbralización difusa. Los resultados se evaluaron utilizando el algoritmo de Canny y el parámetro de información mutua para distintas imágenes multi-foco, mostrando que el algoritmo propuesto proporciona un mejor desempeño con respecto a una interpolación clásica.

## Abstract

The fusion of multi-focus images provides an alternative to improve the depth of field limitations in conventional optical systems. In this work, an algorithm for fusion of multi-focus images using an interpolation of the trade-off type is proposed. Two images of the same scene are used with different focal planes, followed by different image processing techniques such as edge detection, mathematical morphology and diffuse thresholding. The results were evaluated using the Canny algorithm and the mutual information parameter for different multi-focus images, showing that the proposed algorithm provides better performance with respect to a classic interpolation.

## Palabras Clave

Imágenes Multi-foco; Fusión de Imágenes; Interpolación; Clasificador;

## INTRODUCCIÓN

La visión robótica se encarga de capturar una escena de interés por medio de un sistema óptico-electrónico, la cual le ayudara a extraer información y a realizar toma de decisiones para alguna tarea específica. Por lo tanto, es deseable que las imágenes capturadas sean de buena calidad y que el procesamiento digital aplicado a cada una de ellas sea de alta velocidad. Actualmente, todos los sistemas convencionales de adquisición de imágenes sufren de limitantes para obtener una buena calidad en la imagen capturada. La profundidad da campo (del inglés Depth-of-Field) está relacionada directamente con la propiedad de resolución. En electrónica, un mejor sensor produce una mejor resolución con mejores detalles digitales, en óptica, una mejor lente produce mejor resolución y mejores detalles visuales. La profundidad de campo de una lente es la distancia entre los objetos más cercanos o más lejanos en la imagen capturada que aparecen razonablemente definidos [1].

Para la adquisición de imágenes es necesario que estos sistemas ópticos sean calibrados para su correcto funcionamiento, ya que las escenas de interés podrían encontrarse por delante o por detrás de su único plano de enfoque. Hoy en día, esto trae un problema a sectores donde es necesario obtener todos los detalles de una escena por medio de dos o más imágenes capturadas con diferente plano focal, este proceso es conocido como imagen multi-foco.

Diversos métodos para la obtención de imágenes multi-foco pueden ser encontrados en la literatura, unos usan ventanas para encontrar las regiones enfocadas [2], algunos de ellos llegan a usar redes neurales [3], otros extraen regiones sobresalientes con ayuda de ciertos algoritmos [4], pero donde en cada región de la imagen final solo se tiene la información de una imagen.

Conociendo lo anterior, en este trabajo se propone una metodología para fusión de imágenes multi-foco utilizando una interpolación del tipo trade-off.

## MATERIALES Y MÉTODOS

### Interpolación Trade-off

Al inicio del trabajo se comenzó a revisar las interpolaciones en las imágenes, se inició con la idea de que en la imagen resultante debía de haber la misma cantidad de información de todas las imágenes de entrada. Estos resultados llevaron a la interpolación Trade-off, cuya ecuación se describe a continuación:

$$G(x, y) = \alpha A(x, y) + (1 - \alpha)B(x, y), \quad (1)$$

Donde  $A(x, y)$  y  $B(x, y)$  son las imágenes capturadas con distinto plano focal,  $G(x, y)$  es la imagen multi-foco de salida y  $\alpha$  es el parámetro de peso entre  $0 \leq \alpha \leq 1$  para la interpolación de información entre las imágenes de entrada.

### Metodología propuesta

Al revisar los resultados de la interpolación trade-off descrita en la ecuación (1) para distintos valores de  $\alpha$ , se decidió incluir una matriz de pesos  $\alpha(x, y)$ , la cual permite identificar que el valor de  $\alpha$  en cada pixel es el más

adecuado con respecto a las imágenes de entrada. En la siguiente ecuación se muestra la interpolación propuesta.

$$G(x, y) = \alpha(x, y) A(x, y) + (1 - \alpha(x, y)) B(x, y) \quad (2)$$

Donde  $\alpha(x, y)$  es una matriz de pesos a calcular. En la imagen 1 se muestra la metodología propuesta.

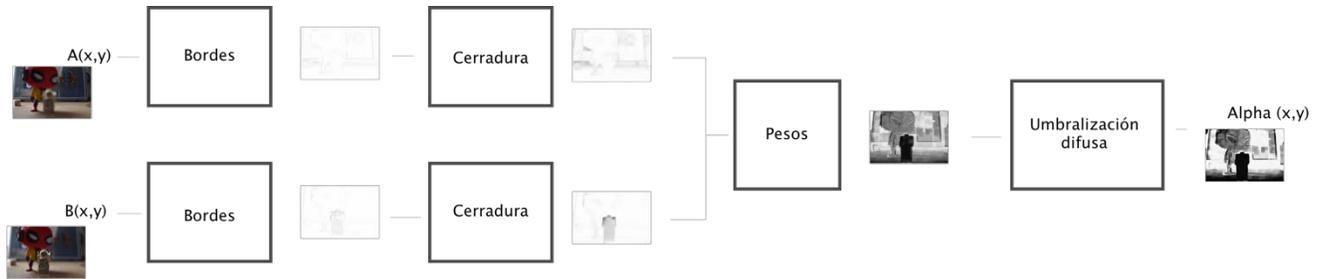


IMAGEN 1, Metodología propuesta para calcular  $\alpha(x, y)$ .

#### Obtención de bordes con máscara de Sobel.

En nuestro trabajo se sabe que se tiene una imagen bien focalizada si se tienen bordes bien definidos, por lo tanto, si en nuestra imagen de entrada se detectan los bordes bien definidos, se puede concluir que se detectan las regiones enfocadas dentro de ella. Por tal motivo, en la primera etapa de nuestra metodología propuesta para la fusión de imágenes multi-foco descrita en la imagen 1, se utiliza un detector de bordes en cada una de las imágenes de entrada por medio de la máscara Sobel descritas en la siguiente ecuación [5].

$$G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}; \quad G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

Donde  $G_x$  y  $G_y$  son las máscaras para la detección de bordes horizontal y vertical respectivamente.

#### Relleno de áreas usando morfología matemática.

En la segunda etapa de nuestra metodología propuesta, se propone utilizar morfología matemática, específicamente, la operación de cerradura, la cual es una operación compuesta de otras dos operaciones morfológicas, dilatación y posteriormente erosión para finalmente obtener las áreas focalizadas en cada una de las imágenes con diferente plano focal.

$$A \cdot E = (A \oplus E) \ominus E \quad (4)$$

Donde  $(A \oplus E)$  es la dilatación de la imagen de entrada por el elemento estructurante  $E$ , seguida de la erosión por el elemento estructurante  $E$ . Cabe destacar que el elemento estructurante debe ser relativamente grande puesto que si este es muy pequeño solo se rellenan áreas muy pequeñas.

#### Búsqueda de pesos

En la tercera etapa de nuestra metodología propuesta, las áreas focalizadas previamente detectadas en nuestras imágenes de entrada se fusionan para conseguir la matriz de pesos  $\alpha(x,y)$  inicial, para esto simplemente se utiliza la siguiente ecuación.

$$\alpha(x,y) = \frac{A(x,y)}{A(x,y) + B(x,y)} \quad (5)$$

#### Umbralización difusa.

Finalmente, en la última etapa de la metodología propuesta se utiliza un clasificador difuso para adecuar los valores de la matriz de pesos  $\alpha(x,y)$  obtenidos en la etapa anterior. En la imagen 2 se muestra la función de umbralización difusa para los valores de la matriz de peso  $\alpha(x,y)$ .

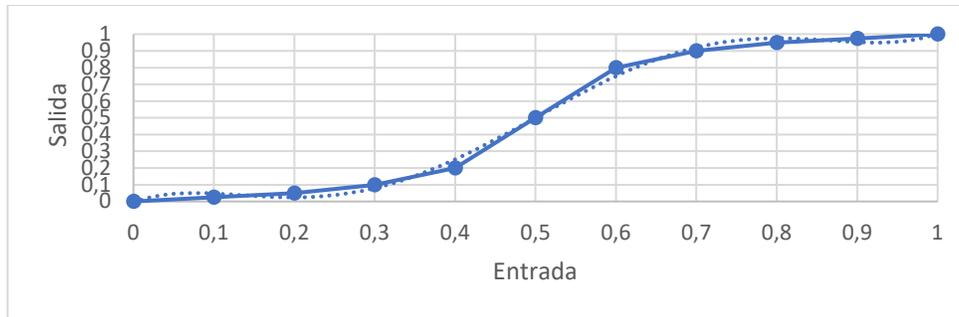


IMAGEN 2. Función de umbralización difusa.

De la gráfica en la imagen 2, se puede aproximar la ecuación por medio de curve-fitting en este caso se obtuvo la siguiente ecuación.

$$y = 32.051x^5 - 80.128x^4 + 65.647x^3 - 18.342x^2 + 1.7826x - 0.0052 \quad (6)$$

## RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Para evaluar los resultados de las imágenes multi-foco fusionadas se utiliza el algoritmo Canny con los mismos umbrales [6]. En la imagen 3, (a) y (b) son las imágenes de entrada A y B, (d) es el resultado del algoritmo con una matriz de peso constante  $\alpha(x,y) = 0.5$ , (c) es el resultado del algoritmo con la metodología propuesta.

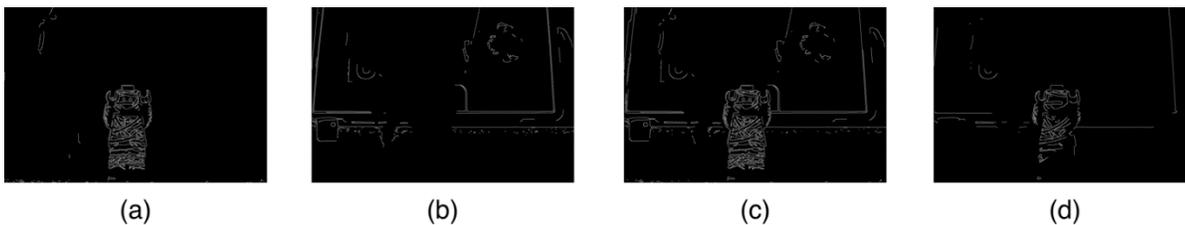


IMAGEN 3. (a) y (b) imágenes multi-foco de entrada, (c) Imagen fusionada con el algoritmo propuesto, (d) Imagen fusionada con  $\alpha(x,y) = 0.5$ ,

De la imagen 3(c), es claro como el algoritmo propuesto obtiene mejores resultados, se puede apreciar en la imagen de salida los bordes de las dos imágenes de entrada. Caso contrario a la imagen 3(d). En la tabla 1, se muestra un análisis cuantitativo de varias imágenes multi-foco utilizando el parámetro de información mutua,  $Q^{MI}$ , el cual es un parámetro que indica la cantidad de información que se transmite a la imagen fusionada desde las imágenes de entrada [7]. mientras más grande es el valor mejor la fusión. En la tabla 1 se pueden apreciar los resultados de información mutua de múltiples imágenes y en todos los casos la interpolación propuesta es mejor.

Tabla 1. Información mutua

Imagen	Trade-Off $\alpha = 0.5$	Propuesto
Pepsi	$Q^{MI} = 8.099598580065116$	$Q^{MI} = 8.37676033347490$
Reloj	$Q^{MI} = 6.935309780577352$	$Q^{MI} = 7.168054211485757$
Laboratorio	$Q^{MI} = 8.464571763406827$	$Q^{MI} = 8.67172087301233$
Periódico	$Q^{MI} = 1.7510234975793093$	$Q^{MI} = 3.1896794860807987$
Bote	$Q^{MI} = 7.637774735209668$	$Q^{MI} = 7.918644915158971$

## CONCLUSIONES

Se propuso un algoritmo para fusión de imágenes multi-foco utilizando una interpolación del tipo trade-off. Se propuso una metodología para calcular la matriz de pesos  $\alpha(x,y)$  por medio de 5 etapas, primeramente, detección de bordes, seguido de una operación de cerradura y finalmente un clasificador difuso. Los resultados se evaluaron utilizando el algoritmo de Canny y el parámetro de información mutua para distintas imágenes multi-foco, mostrando que el algoritmo propuesto proporciona un mejor desempeño con respecto a una interpolación normal.

## AGRADECIMIENTOS

Agradezco profundamente a la Universidad de Guanajuato por permitirme realizar esta estancia de verano, también a mi asesor el Dr. Ledesma, de quien siempre recibí su apoyo, así también al Dr. Rodríguez, al Dr. Cabal, y a mis compañeros que hicieron mi estancia mas amena y además me brindaron una importante retroalimentación.

## REFERENCIAS

- [1] R. A. F. Young & D. Hugn, (2009), *Física universitaria, con física moderna volumen 2.*, 12ª ed. México: PEARSON EDUCACIÓN.
- [2] H. Li, H. Qiu, Z. Yu, & B. Li, (2017), Multifocus image fusion via fixed window technique of multiscale images and non-local means filtering, *Signal Processing*, 138, 71–85.
- [3] A. J. S. Y. Yang, M. Yang, S. Huang & M. Ding, (2018), Robust Sparse Representation Combined With Adaptive PCNN for Multifocus Image Fusion, *IEEE Access*, 6, 20138 - 20151.
- [4] B. Zhang, X. Lu, H. Pei, H. Liu, Y. Zhao, & W. Zhou, (2016), Multi-focus image fusion algorithm based on focused region extraction, *Neurocomputing*, vol. 174, pp. 733–748.
- [5] M. Petrou & C. Petrou, (2010), *Image Processing: The Fundamentals*, Second edition, Wilie.
- [6] J. Canny, (1986), "A computational approach to edge detection.," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 8, (6), 679–698.
- [7] J. P. W. Pluim, J. B. A. A. Maintz & M. A. Viergever, (2003) "Mutual-information-based registration of medical images: A survey," *IEEE Trans. Med. Imaging*, 22, (8), 986–1004