

OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO BASADA EN LA SINTONIZACIÓN DE LOS PARÁMETROS DE CLAHE PARA OBTENER DISTINTOS NIVELES DE CONTRASTE EN IMÁGENES MÉDICAS

Luis G. Moré, Marcos A. Brizuela, José Luis Vázquez Noguera, Diego Pinto-Roa, Horacio Legal Ayala

Facultad Politécnica - Universidad Nacional de Asunción

ABSTRACT

En determinadas imágenes médicas, es posible lograr una mejora de contraste a distintos niveles, de manera a resaltar distintas estructuras presentes en las mismas. Ésto podría resultar útil a los especialistas médicos para realizar diagnósticos más específicos, como por ejemplo en radiografías del tórax y mamografías, en donde se pueden resaltar distintos detalles de la imagen de acuerdo al contraste obtenido. Se propone la sintonización de parámetros de Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE), utilizando una metaheurística multiobjetiva. Los objetivos propuestos son maximizar la cantidad de información disponible (por medio de la Entropía) y minimizar la distorsión en las imágenes resultantes (Índice de Similitud Estructural) de manera simultánea. Los resultados muestran un conjunto de soluciones o Conjunto Pareto, que representa a la imagen con distintos niveles de contraste y distintos niveles de compromiso entre Entropía e Índice de Similitud Estructural, lo que muestra que éstos objetivos son contradictorios.

Index Terms— SMP SO, CLAHE, Entropía, SSIM, Mejora del Contraste, Optimización.

1. INTRODUCCIÓN

Es de gran importancia realizar la Mejora del Contraste de imágenes de carácter médico, debido a que de esta manera es posible acentuar y mantener las características presentes en ellas. Las radiografías presentan características particulares de contraste, como en el caso de radiografías del tórax y mamografías, donde pueden existir diferencias de contraste notorias debido a las características de atenuación de los Rayos X [1].

Existen diversas propuestas de Mejora del Contraste basadas en transformaciones del Histograma [2]. Los enfoques de mejora local demuestran ser sumamente útiles al momento de realzar detalles en imágenes médicas, y existen diversas propuestas que se centran en mejorar el contraste en radiografías [3, 4, 5]. En nuestra propuesta se utilizará una metaheurística de optimización de objetivos, de manera a sintonizar los parámetros de entrada del algoritmo de mejora del contraste descrito en la sección 2, de manera a obtener un grupo de

imágenes contrastadas, las cuales serán evaluadas en cuanto a la ganancia de información proveída y distorsión introducida por la ecualización (sección 3). Se generan imágenes con distintas relaciones entre contraste y distorsión, de manera a resaltar características distintas de las imágenes de prueba, lo cual resulta de utilidad para el análisis realizado por el especialista. En la literatura existen propuestas de mejora basadas en metaheurísticas, como se ve en [6], en el que se utilizan Algoritmos Genéticos, en [7] se utiliza un enfoque muy similar a la propuesta presentada, aunque se enfoca a un solo objetivo, y solamente se obtiene un resultado por cada imagen original, o en [8], en donde también se utiliza una metaheurística multiobjetiva; la principal diferencia radica en que nuestra propuesta se aplica de manera más efectiva en imágenes médicas, debido a que CLAHE muestra resultados satisfactorios en éste tipo de imágenes [9, 5], además de mostrar los mejores resultados de forma automática.

El resto del trabajo se organiza de la siguiente manera: En la sección 2 se describe brevemente el algoritmo de mejora de contraste adoptado; en la sección 3 se muestran las métricas de evaluación de resultados utilizadas; en la sección 4 se plantea de manera formal el problema que se intenta resolver; en la sección 5 se muestra cómo se aplica la optimización al algoritmo de mejora del contraste; luego en la sección 6 se discuten los resultados, y finalmente en la sección 7 se detallan las conclusiones correspondientes.

2. CONTRAST LIMITED ADAPTIVE HISTOGRAM EQUALIZATION

Este enfoque de mejora de contraste presentado en [10] es una extensión del algoritmo original Adaptive Histogram Equalization (AHE) [11]; en ambos métodos se implementa una Ecualización del Histograma basada en *Regiones Contextuales* cuyas dimensiones están delimitadas por $(\mathcal{R}_x, \mathcal{R}_y)$, para realizar la ecualización en varios sectores de la imagen. Las inconsistencias entre fronteras de la imagen se corrigen aplicando interpolación bilineal. AHE presenta problemas de amplificación del ruido, entonces en CLAHE se implementa una limitación en el contraste a través de la limitación de la cantidad de píxeles que pueden alcanzar cierto nivel de gris dentro del histograma local; aquí se define el coeficiente *Clip*

Limit \mathcal{C} como un factor que está fuertemente relacionado con los contenidos del histograma.

3. MÉTRICAS DE EVALUACIÓN

Para cada resultado obtenido por CLAHE, es necesario utilizar métricas que permitan determinar cuantitativamente la calidad de las imágenes resultantes; es por esto que adoptamos dos métricas que consideramos importantes para las comparaciones entre resultados; éstas son la Entropía como medida de mejora del contraste, y el Índice de Similitud Estructural como medida de distorsión de la imagen.

3.1. Entropía

La *Entropía de la Información* es una medida de la aleatoriedad presente en la imagen [12]. Se puede definir la Entropía de la imagen como:

$$\mathcal{H} = - \sum_{i=0}^{L-1} \mathcal{P}_i \log_2(\mathcal{P}_i) [\text{bits}] \quad \mathcal{H} \in 0, \dots, \log_2(L) \quad (1)$$

Donde \mathcal{P}_i es la probabilidad de ocurrencias del nivel de gris i en el histograma y L es el máximo nivel de gris que se puede utilizar para representar la imagen. Esta métrica es interesante debido a que está fuertemente asociada al brillo medio de la imagen [13]; este coeficiente nos ayuda a ver cuánto aumenta el contraste como consecuencia de la transformación de la imagen.

3.2. Índice de similitud estructural

El Índice de Similitud Estructural (SSIM) [14] es un coeficiente que mide el grado de distorsión producida en una imagen resultante T a consecuencia de aplicar una Mejora del Contraste a una imagen original I . SSIM se calcula por bloques, por lo que si definimos dos ventanas I_x y T_y para las imágenes original y resultante, respectivamente, se define el SSIM como se muestra abajo:

$$SSIM(I, T) = \frac{(2\mu_{I_x}\mu_{T_y} + C_1)(2\sigma_{I_x T_y} + C_2)}{(\mu_{I_x}^2 + \mu_{T_y}^2 + C_1)(\sigma_{I_x}^2 + \sigma_{T_y}^2 + C_2)} \quad SSIM \in [0, 1] \quad (2)$$

Donde μ_{I_x} es el promedio de intensidades de I_x ; μ_{T_y} es el promedio de intensidades de T_y ; $\sigma_{I_x}^2$ y $\sigma_{T_y}^2$ son las varianzas de intensidades de I_x y T_y , respectivamente; $\sigma_{I_x T_y}$ es la covarianza entre I_x y T_y ; $C_1 = (K_1 L^2)$, L es el rango dinámico de intensidades de los píxeles (256 para una imagen en escala de grises de 8 bits) y $K_1 \ll 1$ es una constante pequeña; $C_2 = (K_2 L)^2$, y $K_2 \ll 1$; tanto C_1 y C_2 son constantes que se usan para estabilizar la división en caso de que el denominador tienda a cero.

Algoritmo 1 Algoritmo PSO – CLAHE Multiobjetivo.

Entrada: imagen de entrada I , número de partículas Ω , número de iteraciones t_{max}

- 1: Inicializar los parámetros $\omega, C_1, C_2, t = 0, lower_limit_1, lower_limit_2, lower_limit_3, upper_limit_1, upper_limit_2, upper_limit_3, \mathcal{X}$
- 2: **mientras** $t < t_{max}$ **hacer**
- 3: **para** cada i -ésima partícula del enjambre **hacer**
- 4: Calcular la nueva velocidad de la partícula \vec{v}_i^t utilizando la ecuación (5), sujeto a las restricciones impuestas por (7)
- 5: Calcular la nueva posición de la partícula \vec{x}_i^t con la expresión de posición (4)
- 6: $T = \text{CLAHE}(\vec{x}_i^t, I)$
- 7: $f_i^t = f(I, \vec{x}_i^t)$
- 8: **si** $f_i^t < f_{\vec{x}_{p_i}}$ **then**
- 9: reemplazar \vec{x}_{p_i} por el nuevo valor de \vec{x}_i^t
- 10: **fin si**
- 11: **si** $\vec{x}_i^t > \vec{x}_{g_i}$ **then**
- 12: actualizar \mathcal{X}
- 13: **fin si**
- 14: $t = t + 1$
- 15: **fin para**
- 16: **fin mientras**

Salida: \mathcal{X}

4. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA PLANTEADO

Dadas la imagen de entrada I , y un vector $\vec{x} = (\mathcal{R}_x, \mathcal{R}_y, \mathcal{C})$, donde \mathcal{R}_x y \mathcal{R}_y conforman la región contextual y \mathcal{C} es el *ClipLimit*, se desea calcular el conjunto de soluciones \mathcal{X} que maximice de manera simultánea los objetivos f_1 y f_2 , como se muestra abajo:

$$f(I, \vec{x}) = \{f_1(I, \vec{x}), f_2(I, \vec{x})\} \quad f_1, f_2 \in [0, 1] \quad (3)$$

donde:

- $f_1(I, \vec{x}) = \frac{\mathcal{H}(T)}{\log_2 L}$ es la Entropía normalizada de la imagen T .
- $f_2(I, \vec{x}) = SSIM(I, T)$ es el Índice de Similitud Estructural entre I y T .

Siendo T la imagen mejorada por $\text{CLAHE}(\vec{x}, I)$ con los parámetros dados por \vec{x} aplicados a I .

sujeto a:

- $\mathcal{R}_x \in [2, \dots, M]$ en los números \mathbb{N} .
- $\mathcal{R}_y \in [2, \dots, N]$ en los números \mathbb{N} .
- $\mathcal{C} \in (0, 1]$ en los números \mathbb{R} .

Ésto significa que los valores de \mathcal{R} solamente pueden tomar valores enteros positivos entre (2,2) y (M, N) y que \mathcal{C} puede tomar un valor mayor a cero y menor o igual a 1.

5. PROPUESTA

Se utiliza el algoritmo *SMP*SO [15], donde las soluciones potenciales $\vec{x} = (\mathcal{R}_x, \mathcal{R}_y, \mathcal{C})$ se denominan *partículas* y el conjunto de partículas Ω se denomina *enjambre*. Cada partícula \vec{x}_i^t se actualiza en cada generación t de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$\vec{x}_i^t = \vec{x}_i^{(t-1)} + \vec{v}_i^t \quad (4)$$

donde el factor \vec{v}_i^t se conoce como la velocidad y está dado por:

$$\vec{v}_i^t = \omega \cdot \vec{v}_i^{(t-1)} + C_1 \cdot r_1 \cdot (\vec{x}_{p_i} - \vec{x}_i) + C_2 \cdot r_2 \cdot (\vec{x}_{g_i} - \vec{x}_i) \quad (5)$$

Aquí, \vec{x}_{p_i} es la mejor solución que encontró \vec{x}_i , \vec{x}_{g_i} es la mejor partícula (también conocida como *líder*) que se encuentra en todo el enjambre, ω es el peso de la inercia de la partícula, r_1 y r_2 son dos números aleatorios, y C_1 y C_2 son parámetros que controlan el efecto de las partículas locales y globales. Si una partícula es mejor que otra, se dice que la *domina*, y la dominancia está definida de la siguiente manera: $\vec{x}_{g_i} \succ \vec{x}_i$ si y sólo si

$$\begin{cases} f_i(I, \vec{x}_g) \geq f_i(I, \vec{x}) \forall i \in \{1, 2\} \\ f_i(I, \vec{x}_g) > f_i(I, \vec{x}) \exists i \in \{1, 2\} \end{cases} \quad (6)$$

El *Conjunto Pareto* es el grupo de soluciones \mathcal{X} , y la imagen en el espacio objetivo es el *Frente Pareto*.

En adición, en *SMPSO* se realiza una restricción en \vec{v} , para cada componente j de \vec{x} , de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$v_{i,j}^t = \begin{cases} \text{delta}_j & \text{if } v_{i,j}^t > \text{delta}_j \\ -\text{delta}_j & \text{if } -\text{delta}_j \\ v_{i,j}^t & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

donde:

$$\text{delta}_j = \frac{\text{upper_limit}_j - \text{lower_limit}_j}{2} \quad (8)$$

El **Algoritmo 1** muestra cómo se implementa la propuesta. Las imágenes resultantes se evalúan de acuerdo a las métricas (1) y (2), y los mejores resultados que se obtienen en base a éstas métricas conforman un conjunto pareto de soluciones. El conjunto representa una serie de imágenes con distintos niveles de contraste, de manera a resaltar características particulares de la misma.

La interacción entre CLAHE y las partículas de *SMPSO* se muestran en el **Fig. 1**. CLAHE recibe como parámetros de entrada los valores almacenados por una partícula ($\mathcal{R}_x, \mathcal{R}_y, \mathcal{C}$) y la imagen original I , y a la imagen procesada se le calculan las métricas \mathcal{H} y $SSIM$ de manera a obtener las funciones objetivo. Las soluciones no dominadas se almacenan en el conjunto pareto. Éste proceso se repite hasta alcanzar un criterio de parada definido.

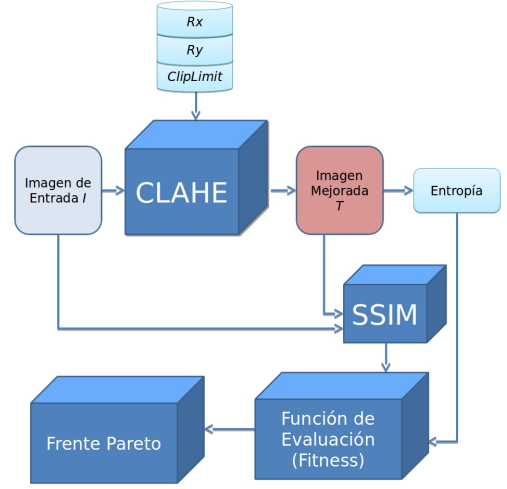


Fig. 1: Interacción entre CLAHE y SMPSO.

6. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Para la ejecución se utilizó como hardware una laptop con procesador Intel Core i3 de doble núcleo, con 2,5 GB de memoria RAM, y sistema operativo Windows 7 de 32 bits. La metaheurística *SMPSO* está disponible en [16]; mientras que la implementación de *CLAHE* y de las métricas \mathcal{H} y $SSIM$ se encuentran en [17]. Se realizaron pruebas contra 16 imágenes de radiografía del tórax y mamografías, de manera a comprobar la efectividad de la propuesta; las mismas se descargaron del sitio <http://openi.nlm.nih.gov/>. Se escogieron parámetros iniciales como se muestra en la **Table 1**:

Parametro	Valor	Parametro	Valor
$\text{lower_limit}_{\mathcal{R}_x}$	2	$\text{upper_limit}_{\mathcal{R}_x}$	$M/2$
$\text{lower_limit}_{\mathcal{R}_y}$	2	$\text{upper_limit}_{\mathcal{R}_y}$	$N/2$
$\text{lower_limit}_{\mathcal{R}_c}$	0	$\text{upper_limit}_{\mathcal{R}_c}$	0,5
Ω	100	t	100
C_1 Min	1,5	C_1 max	2,5
C_2 Min	1,5	C_2 max	2,5
r_1 Min	0,0	r_1 max	1,0
r_2 Min	0,0	r_2 max	1,0

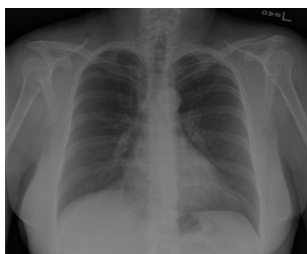
Table 1: Parámetros de entrada para *SMPSO*

Se realizaron 30 ejecuciones por cada imagen de prueba. Se obtuvieron aproximadamente 300 imágenes soluciones pareto por cada una de ellas, lo que representa un amplio grupo de imágenes a diferentes niveles de contraste y distorsión, lo que facilitaría el análisis de las mismas. En **Fig. 2** y **Fig. 3** se muestran 2 de las soluciones que se encuentran en el conjunto pareto, de manera a ejemplificar visualmente

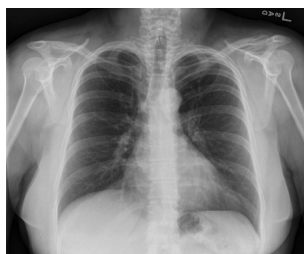
cuál es la variación de contraste que se obtiene, además de la imagen original como referencia. En **Fig. 4** se puede notar una relación inversa entre los objetivos, es decir al aumentar el coeficiente de entropía disminuye el SSIM; lo cual indica que estas dos métricas se complementan para mantener el compromiso entre aumento de contraste y minimización de la distorsión. Del Frente Pareto se pueden extraer imágenes que permiten visualizar determinados detalles de acuerdo a cómo varía el contraste logrado. Se puede notar también que en las radiografías del tórax se aprecian mejor los tejidos blandos al alcanzar determinado contraste (véase **Fig. 2b**) y a su vez las estructuras óseas se vuelven más visibles al alcanzar determinado contraste (véase **Fig. 2c**). Se logra un efecto similar en las imágenes de mamografía (véase **Fig. 3b**), en donde las potenciales lesiones se hacen más visibles, aunque se mantienen los detalles finos de las imágenes de manera satisfactoria. En nuestra propuesta se obtiene una cantidad importante de imágenes resultantes con distintas relaciones entre contraste y distorsión de manera automática, lo cual representa una ventaja porque se evita configurar los parámetros de mejora de forma arbitraria, como ocurre en [18].

7. CONCLUSIONES

Se presenta un algoritmo metaheurístico que maximiza de manera simultánea el contraste por medio de la Entropía y el Índice de Similitud Estructural, con esto último se logra minimizar la distorsión de la imagen, en el contexto de las imágenes médicas, específicamente en imágenes de radiografías del tórax y mamografías. Los resultados experimentales muestran un conjunto de soluciones a diferentes niveles de contraste que permiten ver diferentes estructuras. Esto permitiría a los médicos tener diferentes opciones de visualización de manera automática, útiles a la hora de realizar diagnósticos. Los autores están muy entusiasmados con los resultados de la propuesta y continúan efectuando pruebas con varias imágenes encontradas en la misma base de datos. Como trabajo futuro se podrían adoptar nuevas metaheurísticas diferentes a *SMPSO*, como ser los algoritmos genéticos multiobjetivo.



a: Imagen original

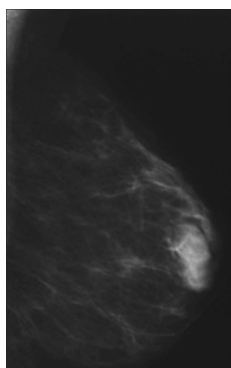


b: Imagen resultante. $SSIM = 0,9688$
 $\mathcal{H} = 0,7922$

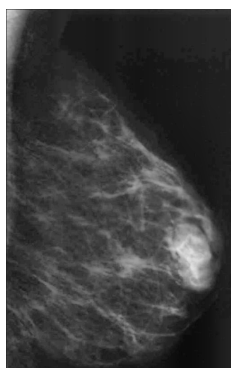


c: Imagen resultante. $SSIM = 0,6530$
 $\mathcal{H} = 0,9933$

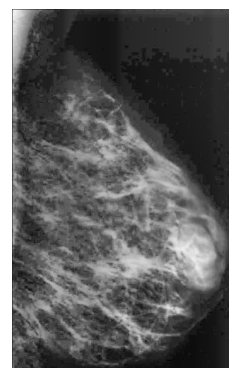
Fig. 2: Resultados de PSO-CLAHE multiobjetivo.



a: Imagen original

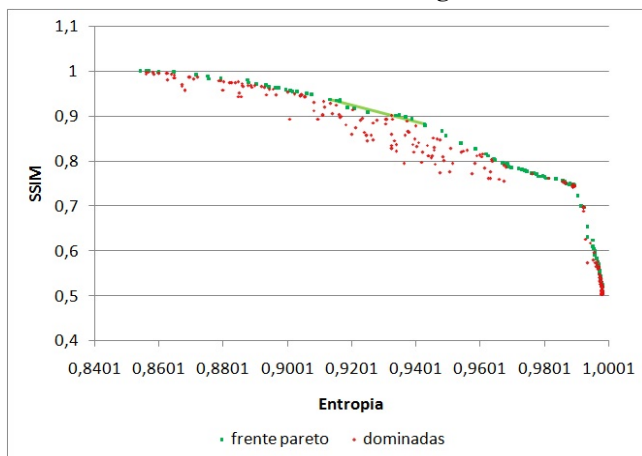


b: Imagen resultante. $SSIM = 0,8032$
 $\mathcal{H} = 0,8549$

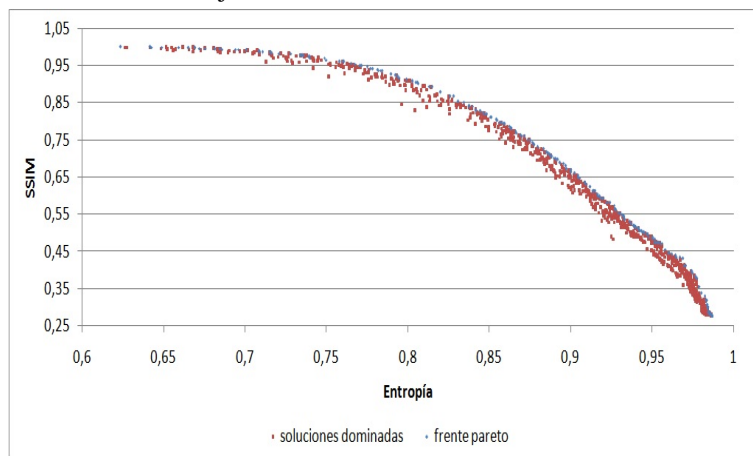


c: Imagen resultante. $SSIM = 0,6059$
 $\mathcal{H} = 0,9163$

Fig. 3: Resultados de PSO-CLAHE multiobjetivo.



a: Frente Pareto de la **Fig. 2**



b: Frente Pareto de la **Fig. 3**

Fig. 4: Frentes Pareto para la **Fig. 2** y la **Fig. 3**.

8. REFERENCES

- [1] Dah-Chung Chang and Wen-Rong Wu, "Image contrast enhancement based on a histogram transformation of local standard deviation," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 17, no. 4, pp. 518–531, 1998.
- [2] ZhiYu Chen, B.R. Abidi, D.L. Page, and M.A. Abidi, "Gray-level grouping (glg): an automatic method for optimized image contrast enhancement - part ii: the variations," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 15, no. 8, pp. 2303–2314, Aug 2006.
- [3] I. Frosio and N.A. Borghese, "Real time enhancement of cephalometric radiographies," in *Biomedical Imaging: Nano to Macro, 2006. 3rd IEEE International Symposium on*, April 2006, pp. 972–975.
- [4] Xuanqin Mou and Min Zhang, "Nonlinear multi-scale contrast enhancement for chest radiograph," in *Image Processing, 2008. ICIP 2008. 15th IEEE International Conference on*, Oct 2008, pp. 3184–3187.
- [5] N.R.S. Parveen and M.M. Sathik, "Enhancement of bone fracture images by equalization methods," in *Computer Technology and Development, 2009. ICCTD '09. International Conference on*, Nov 2009, vol. 2, pp. 391–394.
- [6] Sara Hashemi, Soheila Kiani, Navid Noroozi, and Mohsen Ebrahimi Moghaddam, "An image contrast enhancement method based on genetic algorithm," *Pattern Recognition Letters*, vol. 31, no. 13, pp. 1816 – 1824, 2010, Meta-heuristic Intelligence Based Image Processing.
- [7] Luis G. Moré, Marcos A. Brizuela, José Luis Vázquez Noguera, Diego P. Pinto-Roa, and Horacio Legal Ayala, "Particle swarm optimization applied to parameter tuning of clahe based on entropy and structural similarity index," in *Proceedings of the 3rd. Conference of Computational Interdisciplinary Sciences*, Oct 2014.
- [8] P. Shanmugavadivu and K. Balasubramanian, "Particle swarm optimized multi-objective histogram equalization for image enhancement," *Optics & Laser Technology*, vol. 57, no. 0, pp. 243 – 251, 2014, Optical Image Processing.
- [9] AliM. Reza, "Realization of the contrast limited adaptive histogram equalization (clahe) for real-time image enhancement," *Journal of VLSI signal processing systems for signal, image and video technology*, vol. 38, no. 1, pp. 35–44, 2004.
- [10] Karel Zuiderveld, "Graphics gems iv," chapter Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, pp. 474–485. Academic Press Professional, Inc., San Diego, CA, USA, 1994.
- [11] Stephen M Pizer, E Philip Amburn, John D Austin, Robert Cromartie, Ari Geselowitz, Trey Greer, Bart ter Haar Romeny, John B Zimmerman, and Karel Zuiderveld, "Adaptive histogram equalization and its variations," *Computer vision, graphics, and image processing*, vol. 39, no. 3, pp. 355–368, 1987.
- [12] Du-Yih Tsai, Yongbum Lee, and Eri Matsuyama, "Information entropy measure for evaluation of image quality," *Journal of digital imaging*, vol. 21, no. 3, pp. 338–347, 2008.
- [13] A. Khellaf, A. Beghdadi, and H. Dupoisot, "Entropic contrast enhancement," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 10, no. 4, pp. 589–592, Dec 1991.
- [14] Zhou Wang, Alan C Bovik, Hamid R Sheikh, and Eero P Simoncelli, "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, 2004.
- [15] A.J. Nebro, J.J. Durillo, J. Garcia-Nieto, C.A. Coello Coello, F. Luna, and E. Alba, "Smpso: A new pso-based metaheuristic for multi-objective optimization," in *Computational intelligence in multi-criteria decision-making, 2009. mcdm '09. ieee symposium on*, March 2009, pp. 66–73.
- [16] J.J. Durillo, A.J. Nebro, and E. Alba, "The jmetal framework for multi-objective optimization: Design and architecture," in *Evolutionary Computation (CEC), 2010 IEEE Congress on*, July 2010, pp. 1–8.
- [17] G. Bradski, "Opencv," *Dr. Dobbs's Journal of Software Tools*, 2000.
- [18] Zeyun Yu and C. Bajaj, "A fast and adaptive method for image contrast enhancement," in *Image Processing, 2004. ICIP '04. 2004 International Conference on*, Oct 2004, vol. 2, pp. 1001–1004 Vol.2.