

# OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO 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. Se propone la sintonización de parámetros de Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, utilizando una metaheurística multiobjetivo. Los objetivos propuestos son maximizar la cantidad de información disponible y minimizar la distorsión en las imágenes resultantes de manera simultánea. Los resultados muestran un conjunto de soluciones o Frente 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 los 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, en el caso de radiografías del tórax y mamografías, pueden existir diferencias de contraste notorias debido a las características de atenuación de los Rayos X [1]; además de que las técnicas de mejora de contraste pueden ayudar a reducir la dosis de radiación aplicada para obtener la imagen [2].

Existen diversas propuestas de Mejora del Contraste basadas en transformaciones del Histograma [3]. 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 [4, 5]. También 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 sólo objetivo, y solamente se obtiene un resultado por cada imagen original,

o en [8], en donde también se utiliza una metaheurística multiobjetivo; 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], además de utilizar una métrica de evaluación relativamente sofisticada, .

Se utilizará la metaheurística SMP SO (Speed constrained Multi-objective PSO) de manera a sintonizar los parámetros de entrada de CLAHE, de manera a obtener un grupo de imágenes contrastadas, las cuales serán evaluadas en cuanto a la ganancia de información proveída (Entropía) y distorsión introducida por la ecualización (SSIM). 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.

El resto del trabajo se organiza de la siguiente manera:  
**AGREGAR LA ORGANIZACION DEL TRABAJO**

## 2. PSO-CLAHE MULTI OBJETIVO

En esta sección se describe la combinación de técnicas que resuelve el problema que se plantea. En [7] se muestra una implementación orientada a la optimización monoobjetivo, por ende se obtiene un solo resultado para cada ejecución de la implementación. Aquí se muestra cómo se extendió el trabajo para obtener varios resultados con distintos niveles de contraste.

### 2.1. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization

Este enfoque de mejora de contraste presentado en [10] es una extensión del algoritmo original AHE [11]; en ambos métodos se implementa una Ecualización del Histograma basada en *Regiones Contextuales* cuyas dimensiones podemos definir como  $(\mathcal{R}_x, \mathcal{R}_y)$ , para realizar la ecualización en varios sectores de la imagen. Las inconsistencias entre fronteras de la imagen se corrigen aplicando interpolación bilineal. Gracias a éste esquema se logra aumentar la información que la imagen posee [12]. Como el algoritmo original del AHE presenta problemas de amplificación del ruido, 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. Entonces podemos definir el *Clip Limit*  $\mathcal{C}$  como un factor que está fuertemente relacionado con los contenidos del histograma. Si definimos un coeficiente  $\mathcal{C}$  relativamente bajo, entonces los histogramas de las regiones contextuales no muestran picos, por lo que se obtiene una mejora del contraste relativamente suave. Si definimos un  $\mathcal{C}$  alto, obtenemos un comportamiento de *CLAHE* que resulta ser equivalente al algoritmo *AHE*. En el contexto del trabajo propuesto, la selección de parámetros de *CLAHE* es fundamental para lograr resaltar los detalles en radiografías, y evitar una amplificación en el ruido indeseable [13].

### 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 coeficientes que consideramos importantes para las comparaciones entre resultados.

#### 3.1. Entropía

La *Entropía de la Información* es una medida de la aleatoriedad presente en una señal [14]. Al medir la Entropía de una imagen, se puede ver el desorden en la distribución de niveles de gris del histograma. Si definimos el histograma de una imagen en niveles de gris, como se muestra abajo:

$$\mathcal{H} = \{h_i \in [0...N] \mid i = 0, 1, \dots, L-1\} \quad (1)$$

donde  $h_i$  es el recuento de apariciones del  $i$ -ésimo nivel de gris componente de la imagen;  $N$  es el número total de píxeles que componen la imagen (aquí,  $N = \sum_{i=0}^{L-1} h_i$ );  $L$  representa al nivel de gris más alto que puede utilizar para representar la imagen; además, si la distribución normal de niveles de gris en el histograma se define como  $\mathcal{P}_i = \frac{h_i}{N}$  entonces se puede definir la Entropía de la imagen como:

$$\mathcal{H} = - \sum_{i=0}^{L-1} \mathcal{P}_i \log_2(\mathcal{P}_i) [\text{bits}] \quad (2)$$

Esta métrica es interesante debido a que está fuertemente asociada al brillo medio de la imagen [15]; 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) [16] 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 basa en la idea

de que existe una dependencia importante entre píxeles que conforman una vecindad dentro de la imagen [17].

El Índice de Similitud Estructural (SSIM) es un coeficiente con el cual se puede realizar la evaluación de cambios introducidos en la información estructural, por lo que da una medida adecuada de la distorsión producida en la imagen a consecuencia de la Mejora del Contraste. SSIM se basa en la noción de que existe una dependencia fuerte entre píxeles que conforman una vecindad [17]. SSIM se calcula por bloques, por lo que si definimos dos ventanas  $I_x$  e  $I_y$  para las imágenes original y resultante, respectivamente, se define el SSIM como se muestra abajo:

$$SSIM(I, T) = \frac{(2\mu_I\mu_T + C_1)(2\sigma_{IT} + C_2)}{(\mu_I^2 + \mu_T^2 + C_1)(\sigma_I^2 + \sigma_T^2 + C_2)} \quad (3)$$

Donde  $\mu_{I_x}$  es el promedio de intensidades de  $I_x$ ;  $\mu_{I_y}$  es el promedio de intensidades de  $I_y$ ;  $\sigma_{I_x}^2$  y  $\sigma_{I_y}^2$  son las varianzas de intensidades de  $I_x$  e  $I_y$ , respectivamente;  $\sigma_{I_x I_y}$  es la covarianza entre  $I_x$  e  $I_y$ ;  $c_1 = (K_1 L^2)$ ,  $L$  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.

### 4. FORMULACIÓN DEL PROBLEMA PLANTEADO

Dadas la imagen de entrada  $I$  y el algoritmo *CLAHE*, se desea calcular el conjunto de soluciones  $\mathcal{X}$  que maximice de manera simultánea los objetivos  $\mathcal{H}$  y  $\mathcal{C}$ , como se muestra abajo:

$$f(\vec{x}) = \{f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x})\} \quad (4)$$

donde:

- $\vec{x} = (\mathcal{R}_x, \mathcal{R}_y, \mathcal{C})$ , donde  $\mathcal{R}_x$  y  $\mathcal{R}_y$  conforman la región contextual y  $\mathcal{C}$  es el Clip Limit.
- $f_1(\vec{x}) = \frac{\mathcal{H}(T)}{\log_2 L}$  es la Entropía normalizada de la imagen  $T$ , siendo  $T$  la imagen mejorada por *CLAHE* con los parámetros dados por  $\vec{x}$ , y  $L$  la cantidad de grises disponibles.
- $f_2(\vec{x}) = SSIM(I, T)$  es el Índice de Similitud Estructural.

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. OPTIMIZACIÓN DE ENJAMBRE DE PARTÍCULAS MULTIOBJETIVO

### 6. PROPUESTA

Se realizó una adaptación del algoritmo *SMPSO* para configurar las partículas como los parámetros de entrada de CLAHE, de manera a explorar el espacio de búsqueda definido por éstos parámetros. El Algoritmo (1) muestra cómo se implementa la propuesta. Las imágenes resultantes se evalúan de acuerdo a las métricas (2) y (3), y los mejores resultados que se obtienen en base a éstas métricas conforman un frente pareto de soluciones. El frente representa una serie de imágenes con distintos niveles de contraste, de manera a resaltar características particulares de la misma.

#### Algoritmo 1 Algoritmo *PSO* – CLAHE.

**Entrada:** imagen de entrada *imagenOriginal*, número de partículas  $\Omega$ , número de iteraciones  $t$

- 1: Inicializar los parámetros  $\omega, \phi_1, \phi_2$ , iteracionActual=0
- 2: **para** cada  $i$ -ésima partícula del enjambre **hacer**
- 3:   Inicializar la posición  $x_i$  aleatoriamente
- 4:   Inicializar la velocidad  $v_i$  a 0
- 5:    $imagenMejorada = CLAHE(x_i, imagenOriginal)$
- 6:    $f_i = evaluarAptitud(imagenOriginal, imagenMejorada)$
- 7:   Establecer el mejor individual inicial  $p_i$  por el valor inicial  $x_i$
- 8:   **si**  $f_i < f_{pg}$  **then**
- 9:     reemplazar  $p_g$  por el valor de  $x_i$
- 10:   **fin si**
- 11: **fin para**
- 12: **mientras** iteracionActual <  $t$  **hacer**
- 13:   **para** cada  $i$ -ésima partícula del enjambre **hacer**
- 14:     Calcular la nueva velocidad de la partícula  $v_i'$  con la expresión (??) de velocidad
- 15:     Calcular la nueva posición de la partícula  $x_i'$  con la expresión (??) de posición
- 16:      $imagenMejorada = CLAHE(x_i', imagenOriginal)$
- 17:      $f_i' = evaluarAptitud(imagenOriginal, imagenMejorada)$
- 18:     **si**  $f_i' < f_{p_i}$  **then**
- 19:       reemplazar  $p_i$  por el nuevo valor de  $x_i'$
- 20:     **fin si**
- 21:     **si**  $f_i' < f_{p_g}$  **then**
- 22:       reemplazar  $p_g$  por el valor de  $x_i'$
- 23:     **fin si**
- 24:     iteracionActual = iteracionActual + 1
- 25:   **fin para**
- 26: **fin mientras**

**Salida:** mejor global  $p_g$

### CAMBIAR A PSO MULTIOBJETIVO

La interacción entre CLAHE y las partículas de SMPSO se muestran en la figura 6. CLAHE recibe como parámetros de entrada los valores almacenados por una partícula ( $R_x, R_y, C$ ) 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 frente pareto. Éste proceso se repite hasta alcanzar un criterio de parada definido.

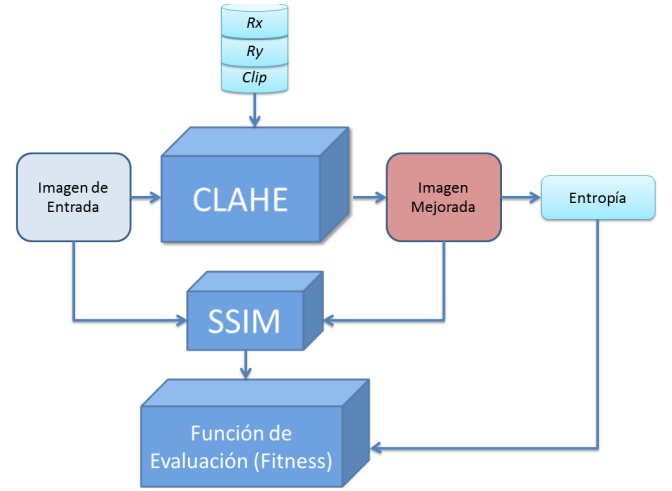


Fig. 1: Interacción entre CLAHE y SMPSO.

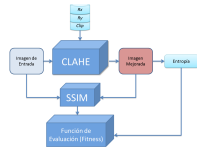
## 7. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Se realizaron pruebas contra 7 imágenes de radiografía del tórax, de manera a comprobar la efectividad de la propuesta. En las Figuras 8, 8 y 8 se puede ver tanto la imagen original como el frente pareto conformado para los resultados obtenidos a partir de las ejecuciones de MPSO-CLAHE. En las Figuras FIGURAS RESULTANTES se muestran algunos resultados que se encuentran en el frente pareto. En la tabla se puede notar una relación inversa entre los objetivos, es decir al aumentar el coeficiente de entropía disminuye el SSIM; ésto es consistente con la premisa de que los objetivos son contradictorios. Se puede notar también según las apreciaciones hechas por una especialista, que en las radiografías del tórax se aprecian mejor los tejidos blandos al alcanzar determinado contraste (véase figuras PONER FIGURAS) y a su vez las estructuras óseas se vuelven más visibles al alcanzar determinado contraste (véase Figuras PONER FIGURAS). En nuestra propuesta se obtiene una cantidad importante de imágenes resultantes con distintas relaciones de compromiso 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].

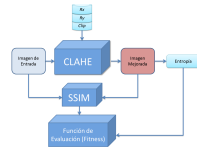
## 8. CONCLUSIONES

Éste enfoque de mejora del contraste resulta sumamente interesante por los motivos expuestos en la sección anterior. Se están realizando más pruebas para validar los resultados, los cuales resultan muy prometedores. Se está trabajando también en encontrar otros tipos de imágenes a las que se puedan resaltar características de acuerdo al contraste aplicado, como efectivamente ocurre con las radiografías de tórax.

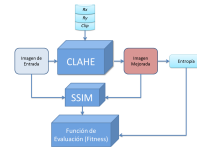
## a: Resultados



## b: Resultados

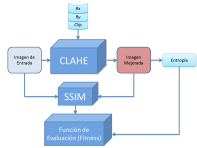


## c: Resultados

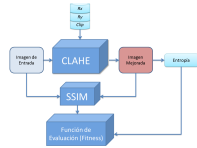


**Fig. 2:** Resultados de PSO-CLAHE multiobjetivo.

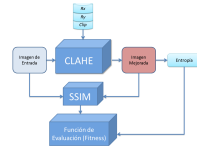
## a: Resultados



## b: Resultados

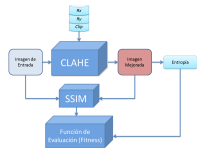


### c: Resultados

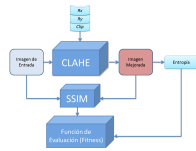


**Fig. 3:** Resultados de PSO-CLAHE multiobjetivo.

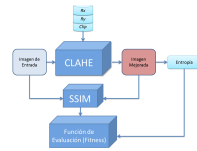
## a: Resultados



## b: Resultados



## c: Resultados



**Fig. 4:** Resultados de PSO-CLAHE multiobjetivo.

## 9. 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] Xinsheng Zhang and Hua Xie, "Mammograms enhancement and denoising using generalized gaussian mixture model in nonsubsampling contourlet transform," *Journal of Multimedia*, vol. 4, no. 6, pp. 389–396, 2009.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [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] John B Zimmerman, Stephen M Pizer, Edward V Staab, J Randolph Perry, William McCartney, and Bradley C Brenton, "An evaluation of the effectiveness of adaptive histogram equalization for contrast enhancement," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 7, no. 4, pp. 304–312, 1988.
- [13] EttaD. Pisano, Shuquan Zong, BradleyM. Hemminger, Marla DeLuca, R.Eugene Johnston, Keith Muller, M.Patricia Braeuning, and StephenM. Pizer, "Contrast limited adaptive histogram equalization image processing to improve the detection of simulated spiculations in dense mammograms," *Journal of Digital Imaging*, vol. 11, no. 4, pp. 193–200, 1998.
- [14] 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.
- [15] A. Khellaf, A. Beghdadi, and H. Dupoisot, "Entropic contrast enhancement," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 10, no. 4, pp. 589–592, Dec 1991.
- [16] 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.
- [17] NM Kwok, D Wang, QP Ha, G Fang, and SY Chen, "Locally-equalized image contrast enhancement using pso-tuned sectorized equalization," in *Computational Intelligence in Image Processing*, pp. 21–36. Springer, 2013.
- [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.