

OPTIMIZACIÓN MULTI OBJETIVO BASADA EN LA SINTONIZACIÓN DE LOS PARÁMETROS DE CLAHE PARA OBTENER DISTINTOS NIVELES DE CONTRASTE EN RADIOGRAFIA DEL TORAX

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

Facultad Politécnica - Universidad Nacional de Asunción

ABSTRACT

La mejora del contraste en imágenes médicas presenta desafíos importantes, debido a que se necesita realzar los detalles y también preservarlos, de forma a que la mejora sea de ayuda para análisis posteriores. Se propone un enfoque de mejora multiobjetivo basada en CLAHE, utilizando SMPPO como metaheurística, además de la Entropía y el SSIM como objetivos, de manera a maximizar el contraste y minimizar la distorsión de los resultados. Se obtienen distintos niveles de contraste en imágenes de radiografía del tórax, y así se resaltan distintos detalles de éstas. Los resultados obtenidos se analizan con ayuda de un especialista de manera a determinar la utilidad del enfoque, además se verifica que los objetivos son contradictorios.

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

1. INTRODUCCIÓN

En las imágenes médicas que se utilizan con propósitos de diagnóstico, es relevante realzar los detalles que presentan bajo contraste, aunque es también necesario preservar las características de éstos, teniendo en cuenta que son necesarios para el análisis. Las radiografías presentan características particulares de contraste: en el caso de las radiografías de tórax y las mamografías, el contraste puede ser bajo en ciertas regiones debido a las características de atenuación de los Rayos X [1]. Es muy relevante mejorar las características de contraste de las imágenes médicas de manera a que puedan acentuar las características presentes que el especialista necesita analizar.

Se pueden encontrar distintas técnicas de mejora del contraste, las cuales son en su mayoría transformaciones basadas en la Ecuación del Histograma [2, 3]. En su forma clásica, la Ecuación del Histograma se puede considerar como una transformación de enfoque global, debido a que la información de todos los píxeles que conforman la imagen se tienen en cuenta en el proceso de ecualización [4]. Sin embargo, este enfoque no es aplicable para imágenes con características de contraste heterogéneas [3]. Realizar la mejora del contraste teniendo en cuenta sectores de la imagen es más importante cuando se tienen detalles muy finos, por tanto se tuvo en

cuenta un algoritmo de mejora local, el cual posee parámetros que necesitan de ajuste de manera a aumentar la utilidad de los resultados. Además es necesario considerar métricas que permitan evaluar los resultados en términos de realce y de calidad de detalles, por lo que es necesario considerar la mejora del contraste como un problema de optimización.

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 frente pareto generado ayuda a ver que los objetivos son contradictorios entre sí.

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 [5] 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 [6] es una extensión del algoritmo original AHE [7]; en ambos métodos se implementa una Ecuación 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 [8].

AHE es un algoritmo que presenta problemas de amplificación del ruido, el cual es más visible en regiones en donde se encuentran niveles de gris relativamente homogéneos. Ésta limitación puede solucionarse si se utiliza un esquema de limitación de contraste dentro de las regiones contextuales. Por

tanto, 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, por lo que se corrige el problema de los picos en el histograma asociados a las regiones con niveles de gris homogéneos. Los píxeles que superan cierto umbral se recortan para eliminar picos, y se redistribuyen de forma equitativa a través del histograma ecualizado de la región contextual. 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*.

A continuación se muestran las métricas de evaluación utilizadas como objetivo para evaluar la calidad de las soluciones encontradas utilizando la metodología propuesta.

3. MÉTRICAS DE EVALUACIÓN

3.1. entropía

La *Entropía de la Información* es una medida de la aleatoriedad presente en una señal [9]. Al medir la Entropía de una imagen, se puede ver el desorden en la distribución de niveles de gris del histograma. A nivel de escalas de gris, la Entropía es un coeficiente que mide cuántos niveles de gris se utilizan efectivamente para representar la imagen analizada [10]. Para definir esta métrica, debemos definir primero 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. Luego, la distribución normal de niveles de gris en el histograma se define como:

$$\mathcal{P}_i = \frac{h_i}{N} \quad (2)$$

entonces se puede definir la Entropía de la imagen como:

$$\mathcal{H} = - \sum_{i=0}^{L-1} \mathcal{P}_i \log_2(\mathcal{P}_i) [\text{bits}] \quad (3)$$

Esta métrica es interesante debido a que está fuertemente asociada al brillo medio de la imagen [11]. Necesitamos otra métrica para evaluar la distorsión de la imagen, debido a que la Entropía sólo mide el grado de mejora introducido; la misma se muestra en la sección siguiente.

3.2. índice de similitud estructural

El Índice de Similitud Estructural (SSIM) [12] 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 [13].

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 [13]. 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:

$$SSIM(I, T) = \frac{(2\mu_I\mu_T + C_1)(2\sigma_{IT} + C_2)}{(\mu_I^2 + \mu_T^2 + C_1)(\sigma_I^2 + \sigma_T^2 + C_2)} \quad (4)$$

Donde μ_{I_x} es el promedio de intensidades de I_x ; μ_{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:

$$f(\vec{x}) = \{f_1(\vec{x}), f_2(\vec{x})\} \quad (5)$$

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 (3) y (4), 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 Ω , número de iteraciones t

- 1: Inicializar los parámetros ω, ϕ_1, ϕ_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** $f_i < f_{p_g}$ **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 ($\mathcal{R}_x, \mathcal{R}_y, \mathcal{C}$) 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 frente pareto. Éste proceso se repite hasta alcanzar un criterio de parada definido.

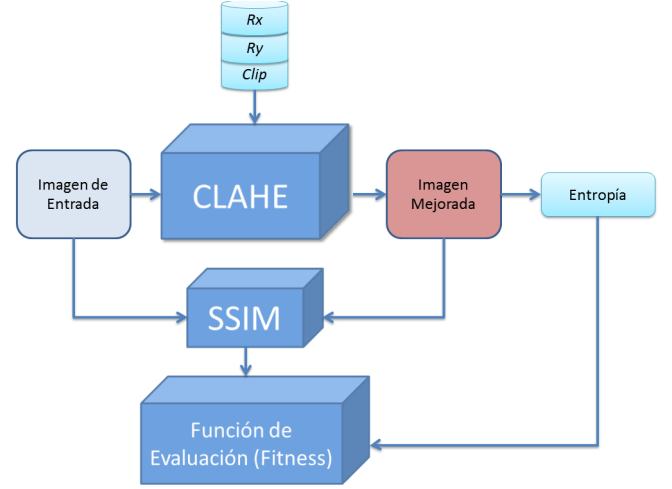


Fig. 1: Interacción entre CLAHE y SMPSO.

7. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

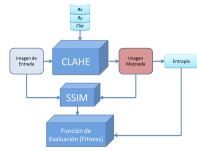
Se realizaron pruebas contra 7 imágenes de radiografía del tórax, de manera a comprobar la efectividad de la propuesta. En las Figuras 8, 8 y 8 se puede ver tanto la imagen original como el frente pareto conformado para los resultados obtenidos a partir de las ejecuciones de MPSO-CLAHE. En las Figuras **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 [4].

8. CONCLUSIONES

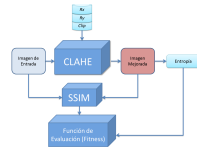
Éste enfoque de mejora del contraste resulta sumamente interesante por los motivos expuestos en la sección anterior. Se están realizando más pruebas para validar los resultados, los cuales resultan muy prometedores. Se está trabajando tam-

bién 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

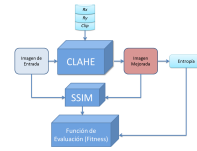
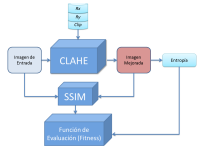
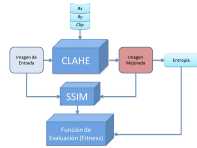


Fig. 2: Resultados de PSO-CLAHE multiobjetivo.

a: Resultados



b: Resultados



c: Resultados

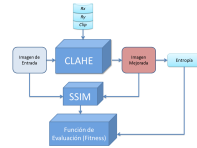
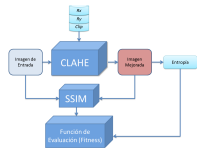
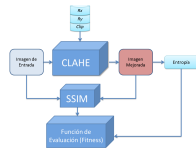


Fig. 3: Resultados de PSO-CLAHE multiobjetivo.

a: Resultados



b: Resultados



c: Resultados

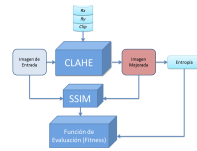


Fig. 4: Resultados de PSO-CLAHE multiobjetivo.

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] J.C. Russ, *The Image Processing Handbook, Fifth Edition*, CRC Press, 2010.
- [3] J.A. Stark, "Adaptive image contrast enhancement using generalizations of histogram equalization," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 9, no. 5, pp. 889–896, May 2000.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] Karel Zuiderveld, "Graphics gems iv," chapter Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, pp. 474–485. Academic Press Professional, Inc., San Diego, CA, USA, 1994.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] Ngai Ming Kwok, Quang Phuc Ha, DK Liu, and Gu Fang, "Intensity-preserving contrast enhancement for gray-level images using multi-objective particle swarm optimization," in *Automation Science and Engineering, 2006. CASE'06. IEEE International Conference on*. IEEE, 2006, pp. 21–26.
- [11] A. Khellaf, A. Beghdadi, and H. Dupoisot, "Entropic contrast enhancement," *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 10, no. 4, pp. 589–592, Dec 1991.
- [12] 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.
- [13] 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.