

OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO PARA LA MEJORA DEL CONTRASTE Y MINIMIZACIÓN DE LA DISTORSIÓN BASADA EN LOS PARÁMETROS DE CLAHE

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

Author Affiliation(s)

ABSTRACT

Aquí va el abstract

Index Terms— One, two, three, four, five

1. INTRODUCCIÓN

Los aparatos médicos se pueden conectar a computadoras y digitalizar las imágenes que construyen [?, ?]; sin embargo, la captura de la imagen a través de éstos dispositivos no está exenta de problemas: la captura puede sufrir de adición de ruido, mucha oscuridad, bajo contraste, entre otros. Por tanto, es necesario realizar un procesamiento previo de manera a que las imágenes puedan ser analizadas posteriormente; ésto es particularmente importante para las imágenes médicas, debido a la cantidad de detalles finos e importantes que poseen.

Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) es un algoritmo de mejora de contraste local basado en la división de la imagen en bloques y la ecualización del histograma de cada bloque en forma independiente, el cual fué propuesto en [?]. CLAHE ha demostrado obtener buenos resultados principalmente en imágenes con bajo contraste [?] e imágenes médicas [?, ?], debido a que en este último grupo se priorizan los detalles de la imagen. Una característica importante de CLAHE es que posee dos parámetros de entrada que controlan la mejora del contraste que se obtiene como resultado. De manera a obtener una solución satisfactoria se deben escoger valores apropiados de éstos parámetros. Debido a que el rango de parámetros a elegir es sumamente amplio, se necesita de una metaheurística que permita encontrar valores de entrada de CLAHE que arrojen los resultados más satisfactorios de manera efectiva.

2. ESTADO DEL ARTE

3. CONTRAST LIMITED ADAPTIVE HISTOGRAM EQUALIZATION

El comportamiento natural en el ojo humano es el de evaluar la información que se muestra en una imagen, basándose

en los componentes locales presentes. Por tanto es relevante realizar la mejora del contraste en base a los componentes locales de la imagen. En el Adaptive Histogram Equalization (AHE), éste método se implementa utilizando secciones rectangulares de la imagen denominadas *Regiones Contextuales*, cuyas dimensiones podemos definir como $(\mathcal{R}_x, \mathcal{R}_y)$. Luego se realiza la Ecualización del Histograma utilizando los píxeles que se encuentran dentro de la región contextual. Además se utiliza un esquema de interpolación bilineal, de manera a corregir inconsistencias en las fronteras entre regiones. Una de las características de AHE es que es capaz de aumentar la información contenida dentro de la imagen, a través de la mejora del contraste[1].

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.

4. MÉTRICAS DE EVALUACIÓN

4.1. entropía

La *Entropía de la Información* es un coeficiente que arroja una medida de la aleatoriedad que se presenta en la señal

Thanks to XYZ agency for funding.

que acarrea una imagen [2]. Si medimos la entropía que arrojan 2 imágenes cualitativamente similares, podemos evaluar si existe una mejora en la cantidad de información que provee la imagen con el contraste mejorado. En las imágenes en escala de gris, la *Entropía* se define como un coeficiente que mostrará cuántos niveles de gris de los que se encuentran disponibles para representar la imagen se usan de manera efectiva [3].

De manera previa a la formulación de la *Entropía de la Información* en el contexto de las imágenes en escala de gris, necesitamos definir el histograma de una imagen, como se muestra en (1):

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

Donde h_i es el conteo de ocurrencias del i -ésimo nivel de gris que compone la imagen; N es el número total de píxeles de la imagen (nótese que $N = \sum_{i=0}^{L-1} h_i$); L es el nivel de gris más alto utilizado para representar los niveles de gris en la imagen. En una escala de 8 bits, el nivel máximo representable es $2^8 = 256$ niveles posibles. Así, la distribución normal de niveles de gris del histograma se define como:

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

finalmente, podemos formular la entropía de la imagen dada como (3):

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

Es importante realizar la medición de la Entropía de la imagen, porque está directamente relacionada con la homogeneidad en el brillo medio [4].

Esta métrica por sí sola no es suficiente para evaluar la calidad de las soluciones encontradas, debido a que no mide la distorsión producida por la mejora en el contraste de la imagen. Por tanto, es necesario adoptar otra métrica, la cual se muestra en la sección siguiente.

4.2. índice de similitud estructural

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 [5]. Los métodos tradicionales de evaluación de la distorsión como Peak Signal to Noise Ratio (PSNR), el Error Cuadrático Medio (MSE) y sus derivados, son inconsistentes con la percepción de la visión humana []

5. FORMULACIÓN

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} .

Esto 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.

6. OPTIMIZACIÓN DE ENJAMBRE DE PARTÍCULAS MULTIOBJETIVO

7. PROPUESTA

8. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

8.1. Subheadings

9. CONCLUSIONES

10. COPYRIGHT FORMS

You must include your fully completed, signed IEEE copyright release form when form when you submit your paper. We **must** have this form before your paper can be published in the proceedings.

11. REFERENCES

List and number all bibliographical references at the end of the paper. The references can be numbered in alphabetic order or in order of appearance in the document. When referring to them in the text, type the corresponding reference number

in square brackets as shown at the end of this sentence [6]. An additional final page (the fifth page, in most cases) is allowed, but must contain only references to the prior literature.

12. REFERENCES

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] A. Khellaf, A. Beghdadi, and H. Dupoisot, “Entropic contrast enhancement,” *Medical Imaging, IEEE Transactions on*, vol. 10, no. 4, pp. 589–592, Dec 1991.
- [5] 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.
- [6] C.D. Jones, A.B. Smith, and E.F. Roberts, “Article title,” in *Proceedings Title*. IEEE, 2003, vol. II, pp. 803–806.