



Facultad Politécnica - Universidad Nacional de Asunción

Mejora de Contraste de Imágenes a Color Usando un Framework de Optimización Multi-Objetivo

Luis G. Moré

lmore@pol.una.py

Dic 15, 2017

- 1 Introducción
- 2 Marco Teórico
- 3 Formulación del Problema Planteado
- 4 Propuesta
- 5 Resultados y discusión
- 6 Conclusiones
- 7 Trabajos Futuros



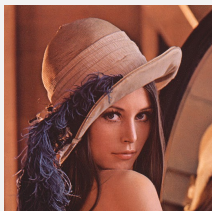
- La mejora del contraste es un proceso de transformación de la imagen, con el objetivo de obtener una nueva imagen con un contraste más definido.
- Se busca obtener imágenes más aptas para algún proceso posterior.
- La mejora del contraste es un área de investigación atractiva en el procesamiento de imágenes.

Problemática

Mejora del Contraste de imágenes a color.



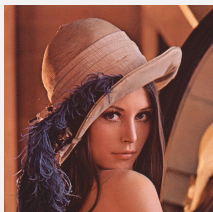
- En las imágenes digitales en escala de gris solamente es necesario considerar la información representada por los niveles de intensidad de los píxeles.
- En las imágenes a color, es necesario además tener en cuenta la información de color representada, lo cual representa un problema adicional en el proceso.



- Una técnica importante para la Mejora del Contraste es la Ecuación del Histograma.
- Ésta técnica es directa y efectiva en el trabajo de Mejora del Contraste.
- Existen enfoques globales y locales de Ecuación del Histograma.
- Los enfoques locales son efectivos para el realce de detalles finos de la imagen digital.

Objetivo

Desarrollar un algoritmo para obtención de parámetros adecuados de Mejora del Contraste.



- En éste trabajo se busca atacar el problema de la Mejora del Contraste de imágenes digitales a color con un enfoque de Optimización Multi-Objetivo aplicado sobre un algoritmo de Ecualización del Histograma bien conocido.
- Se busca obtener un balance entre el realce de detalles de la imagen digital y el mantenimiento de la información de brillo y de color.

Primeros pasos

Separación de información de intensidad - Selección de espacios de color



- Se realiza una separación de la información de intensidad de la información de color para el proceso de ecualización del histograma.
- Se adoptaron representaciones de color bien conocidas para operar sobre la información de color de la imagen digital:
 - *RGB (Red, Green, Blue)*
 - *YCbCr*

Red, Green, Blue (RGB)

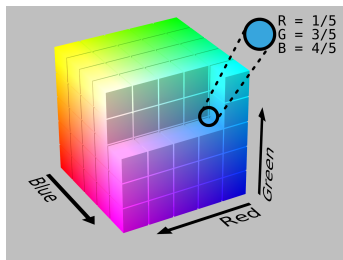


Figure: *RGB* es un espacio de representación de colores cartesiano

Las imágenes digitales se representan inicialmente en *RGB*, por lo que se tiene un array de $N \times M \times 3$ pixeles de color.

Cada pixel se representa como un elemento

$[z_r \quad z_g \quad z_b]$ donde z_r, z_g, z_b son los componentes de rojo, verde y azul del pixel a color en una ubicación específica.

Red, Green, Blue (RGB)

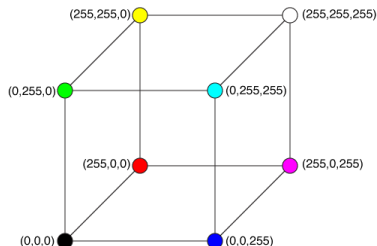


Figure: Representación de colores de ejemplo en el espacio *RGB*

Ventajas

- Representación Sencilla
- Representación Bien conocida
- Implementación en varios lenguajes

YCbCr

YCbCr es un espacio de color definido a través de una transformación matemática de coordenadas, a partir de un espacio de color *RGB* asociado.

La ventaja de ésta representación es que separa la información de intensidades de la imagen digital de la información de color presente.

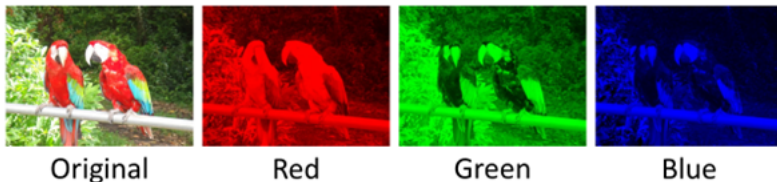


Figure: Planos de componentes *rojo*, *verde* y *azul* en la representación RGB

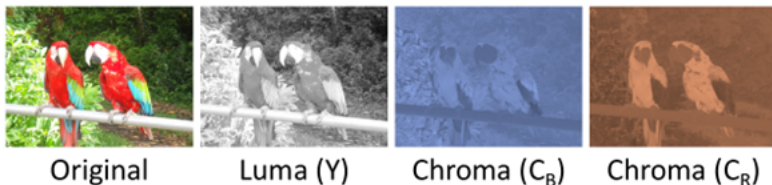


Figure: Planos de componentes Y , C_b , C_r en la representación YCbCr

YCbCr

YCbCr es un espacio de color definido a través de una transformación matemática de coordenadas, a partir de un espacio de color *RGB* asociado.

Otra ventaja importante es que la conversión a partir de *RGB*, y luego de vuelta a *RGB* es directa:

$$\begin{bmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 65.481 & 128.553 & 24.966 \\ -37.797 & -74.203 & 112.000 \\ 112.000 & -93.786 & -18.214 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y + 1.402 \cdot (C_r - 128) \\ Y - 0.34414 \cdot (C_b - 128) - 0.71414 \cdot (C_r - 128) \\ Y + 1.772 \cdot (C_b - 128) \end{bmatrix} \quad (2)$$

Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization

Es un algoritmo de Mejora del Contraste de tipo local, diseñado para su aplicación en distintos tipos de imágenes.

Sus parámetros de entrada principales consisten en:

$$\begin{aligned} (\mathcal{R}_x, \mathcal{R}_y, \mathcal{C}) \quad & (\mathcal{R}_x, \mathcal{R}_y) \in ([2, M/2], [2, N/2]) \\ & \mathcal{C} \in [0, 256] \end{aligned} \quad (3)$$

donde

- $(\mathcal{R}_x, \mathcal{R}_y)$ son las dimensiones de la región de la imagen donde se realiza la Ecualización del Histograma.
- \mathcal{C} es el coeficiente de recorte del histograma previo al proceso, *Clip Limit*.

Entropía de la Imagen

La Entropía de la imagen es una métrica que muestra la cantidad de información representada en la imagen digital. La entropía de la imagen y su contraste están relacionados a la distribución de intensidad de las imágenes digitales, por lo que esta métrica es apta para medir variaciones del contraste como consecuencia de transformaciones aplicadas a la misma.

Efecto de la variación de Entropía de la Imagen



Figure: $\mathcal{H} = 7,053228$



Figure: $\mathcal{H} = 7,953866$

Entropía de la Imagen

La Entropía de la Imagen se define como se muestra abajo:

$$\mathcal{H} = - \sum_{i=0}^{L-1} p_i \log_2(p_i) \quad \mathcal{H} \in [0, \log_2(L)] \quad (4)$$

donde

$$p_i = \frac{c_i}{M \times N}, \quad \sum_{i=1}^L c_i = M \times N, \quad i = 1, 2, \dots, L \quad (5)$$

L es la cantidad de niveles de intensidad representables en la imagen, $M \times N$ es la cantidad de pixeles de la imagen.

Structural Similarity Index

Es una métrica que mide atributos importantes de la imagen tales como la *Luminancia*, *Contraste* y la *Estructura*.

El objetivo de *SSIM* es el de medir la distorsión de la imagen. Dadas una imagen de entrada I_x y una de salida T_y *SSIM* se define como se muestra abajo:

$$SSIM(I, T) = \frac{(2\mu_{I_x}\mu_{T_y} + E_1)(2\sigma_{I_xT_y} + E_2)}{(\mu_{I_x}^2 + \mu_{T_y}^2 + E_1)(\sigma_{I_x}^2 + \sigma_{T_y}^2 + E_2)} \quad SSIM \in [0, 1] \quad (6)$$

- μ_{I_x} es el promedio de intensidades de los pixeles,
- σ_{T_y} es la varianza intensidades de los pixeles,
- $\sigma_{I_xT_y}$ es el promedio de intensidades de los pixeles.

Efecto de la variación de SSIM de la Imagen



Figure: $SSIM_R = 1$; $SSIM_G = 1$; $SSIM_B = 1$



Figure:
 $SSIM_R = 0.484719$; $SSIM_G = 0.525963$; $SSIM_B = 0.533241$

Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO)

MOPSO es una meta-heurística que emula el comportamiento social de las bandadas de pájaros.

Cada partícula \vec{x} realiza una búsqueda dentro de un espacio Ω , y para cada generación t , cada solución \vec{x} se actualiza de acuerdo a:

$$\vec{x}_i(t) = \vec{x}_i(t-1) + \vec{v}_i(t) \quad (7)$$

Donde \vec{v} se conoce como el factor de velocidad, y está dado por:

$$\vec{v}_i(t) = w \cdot (t-1) + C_1 \cdot r_1 \cdot (\vec{x}_{p_i} - \vec{x}_i) + C_2 \cdot r_2 \cdot (\vec{x}_{g_i} - \vec{x}_i) \quad (8)$$

Formulación del Problema Planteado

Dada una imagen a color I , con $M \times N$ pixeles, y un vector $\vec{x} = (\mathcal{R}_x, \mathcal{R}_y, \mathcal{C})$, donde \mathcal{R}_x y \mathcal{R}_y son regiones contextuales y \mathcal{C} es el *Clip Limit*, se busca un conjunto de soluciones no dominadas \mathcal{X} , que maximiza simultáneamente las funciones objetivo f_1, f_2, f_3, f_4 :

$$\mathcal{P} = (\mathcal{X}) \longrightarrow \max[f_1(T_y), f_2(I_R, T_R), f_3(I_G, T_G), f_4(I_B, T_B)]; \quad (9)$$
$$f_1, f_2, f_3, f_4 \in [0, 1]$$

donde

- I es la imagen a la que se aplica el proceso de Mejora del Contraste, y T es una de las imágenes resultantes del proceso,

$$\mathcal{P} = (\mathcal{X}) \longrightarrow \max[f_1(T_y), f_2(I_R, T_R), f_3(I_G, T_G), f_4(I_B, T_B)]; \quad (10)$$
$$f_1, f_2, f_3, f_4 \in [0, 1]$$

donde

- T_y es el mapa de intensidades mejoradas, al aplicar \vec{x} a I_y ; ésto es: $T_y = CLAHE(\vec{x}, I_y)$. T_y e I_y son los canales Y de la representación $YCbCr$ de las imágenes I y T , respectivamente,
- $f_1(T_y) = \frac{\mathcal{H}(T_y)}{\log_2 L}$ es la Entropía Normalizada del mapa de intensidades mejoradas T_y
- $f_2(I_R, T_R) = SSIM(I_R, T_R)$ es la medición del $SSIM$ entre I_R y T_R . I_R y T_R son los canales R de las representaciones RGB de I y T , respectivamente,

$$\mathcal{P} = (\mathcal{X}) \longrightarrow \max[f_1(T_y), f_2(I_R, T_R), f_3(I_G, T_G), f_4(I_B, T_B)]; \quad (11)$$
$$f_1, f_2, f_3, f_4 \in [0, 1]$$

donde

- $f_2(I_G, T_G) = SSIM(I_G, T_G)$ es la medición del *SSIM* entre I_G y T_G . I_G y T_G son los canales G de las representaciones *RGB* de I y T , respectivamente,
- $f_2(I_B, T_B) = SSIM(I_B, T_B)$ es la medición del *SSIM* entre I_B y T_B . I_B y T_B son los canales G de las representaciones *RGB* de I y T , respectivamente,
- $\mathcal{R}_x \in [2, \dots, M]$ dentro de \mathbb{N} ,
- $\mathcal{R}_y \in [2, \dots, N]$ dentro de \mathbb{N} ,
- $\mathcal{C} \in (0, \dots, 1]$ dentro \mathbb{R} .

Diagrama esquemático de CMOPSO - CLAHE

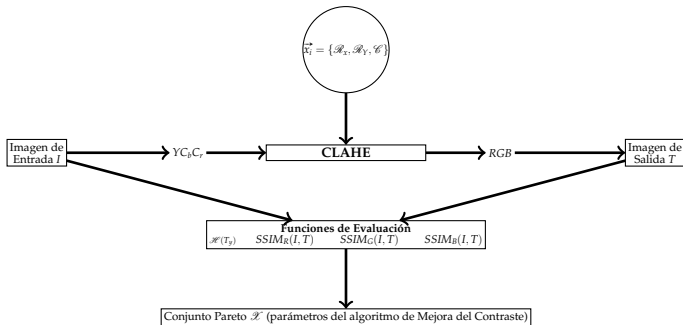


Figure: Proceso de evaluación de una solución potencial, para una iteración t de la implementación.

Parámetros Iniciales

Table: Parámetros iniciales para CMOPSO – CLAHE

Parámetro	Valor	Parámetro	Valor
M	256	N	256
$lower_limit_{\mathcal{R}_x}$	2	$upper_limit_{\mathcal{R}_x}$	$M/2$
$lower_limit_{\mathcal{R}_y}$	2	$upper_limit_{\mathcal{R}_y}$	$N/2$
$lower_limit_{\mathcal{C}}$	0	$upper_limit_{\mathcal{C}}$	0.5
Ω	100	t_{max}	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



(a) Imagen Original.

$\mathcal{H}_y = 7,792769$, $SSIM_R = 1$,
 $SSIM_G = 1$, $SSIM_B = 1$



(b) Imagen Contrastada
utilizando CMOPSO – CLAHE.

$\mathcal{H}_y = 7,388725$,
 $SSIM_R = 0,99102669$,
 $SSIM_G = 0,99176936$,
 $SSIM_B = 0,99148987$

Figure: Imágenes original y contrastadas para calhouse_230.jpg

Resultados y discusión



(a) Imagen contrastada
utilizando CMOPSO – CLAHE.
 $\mathcal{H}_y = 7,9649405,$
 $SSIM_R = 0,583224,$
 $SSIM_G = 0,596364,$
 $SSIM_B = 0,582346$



(b) Imagen mejorada.
 $\mathcal{H}_y = 7,211073,$
 $SSIM_R = 0,999795857,$
 $SSIM_G = 0,9999473525,$
 $SSIM_B = 0,99994818587$

Figure: Imágenes original y contrastadas para calhouse_230.jpg

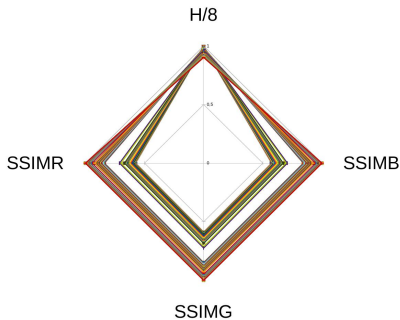


Figure: Gráfica de Frente Pareto para las variables de decisión obtenidas para la imagen calhouse_230.jpg

- Se encontraron parámetros solución con la mejor relación contraste/distorsión
- En promedio se encontraron 100 soluciones no dominadas por imagen.
- La propuesta supera satisfactoriamente la etapa de prueba de concepto.
- La tabla de correlación de métricas sugiere que es posible realizar una implementación de mejora del contraste biobjetivo utilizando el canal de luminancia Y de $YCbCr$

Table: Tabla de análisis de correlación entre métricas.

Métricas	\mathcal{H}_y	$SSIM_R$	$SSIM_G$	$SSIM_B$
\mathcal{H}_y	1			
$SSIM_R$	-0.9826	1		
$SSIM_G$	-0.9823	0.9999	1	
$SSIM_B$	-0.9826	0.9999	0.9999	1

- La implementación propuesta demuestra ser satisfactoria para la realización de Mejora del Contraste Automática.
- Se obtienen los parámetros con la mejor relación inversa entre contraste/distorsión.
- La implementación es adecuada para la obtención de parámetros del algoritmo de mejora del contraste, aplicados sobre una imagen determinada.

- Experimentar utilizando un enfoque de Mejora del Contraste de imágenes a color Biobjetivo basado en el canal de intensidades de alguna representación de color de imágenes digitales.
- Experimentar la Mejora de Contraste basada en Metaheurísticas utilizando métricas más adecuadas para la medición de la información de color de la imagen.
- Buscar mejoras en la eficiencia de los algoritmos de mejora de Contraste Basado en Metaheurísticas, en base a implementaciones de GPU, nuevas restricciones de las poblaciones de prueba, además de la cantidad de iteraciones impuestas a la metaheurística.

- Experimentar utilizando un enfoque de Mejora del Contraste de imágenes a color con metaheurísticas robustas.
- Buscar implementaciones que eviten el “efecto halo” detectado en ciertas imágenes que se obtienen como resultado de la propuesta.
- Buscar mejoras en la eficiencia de la implementación de La Mejora del Contraste basada en metaheurísticas, de manera a poder entrenar con imágenes de mayor tamaño.

Los resultados del trabajo se presentaron en los siguientes congresos:



Figure: 4th Conference of Computational Interdisciplinary Sciences - São José Dos Campos - Brasil - 2016



Figure: Mexican International Conference of Artificial Intelligence - Ensenada, Baja California - México - 2017