

Facultad Politécnica - Universidad Nacional de Asunción

---

# Contrast Enhancement of Color Images using a Multi-Objective Optimization Framework

Luis G. Moré

lmore@pol.una.py

Oct 25, 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 Ecuilización del Histograma.
- Ésta técnica es directa y efectiva en el trabajo de Mejora del Contraste.
- Existen enfoques globales y locales de Ecuilización 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)

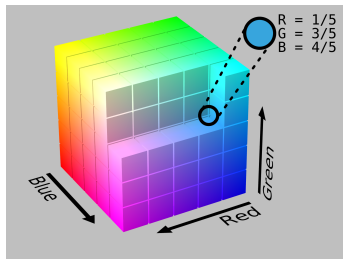


Figure: *RGB* es un espacio de representación de colores cartesiano

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)*

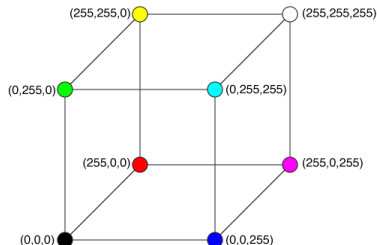


Figure: Representación de colores de ejemplo en el espacio *RGB*

## *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.

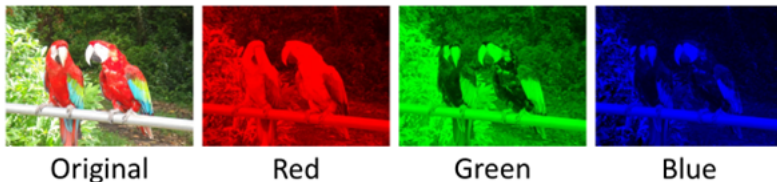


Figure: Planos de componentes *rojo*, *verde* y *azul* en la representación RGB

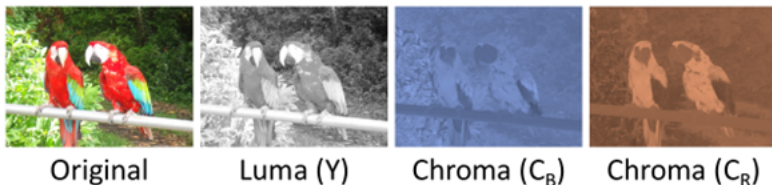


Figure: Planos de componentes  $Y$ ,  $C_b$ ,  $C_r$  en la representación YCbCr



## 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.



## *Entropía de la Imagen*

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

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

donde

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



## Structural Similarity Index

Es una métrica bien conocida 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 como consecuencia del proceso de mejora del contraste. Dadas una imagen de entrada  $I_x$  y una de salida  $T_y$  *SSIM* se define como se muestra abajo:

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





## *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  $\Omega$ , 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:

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

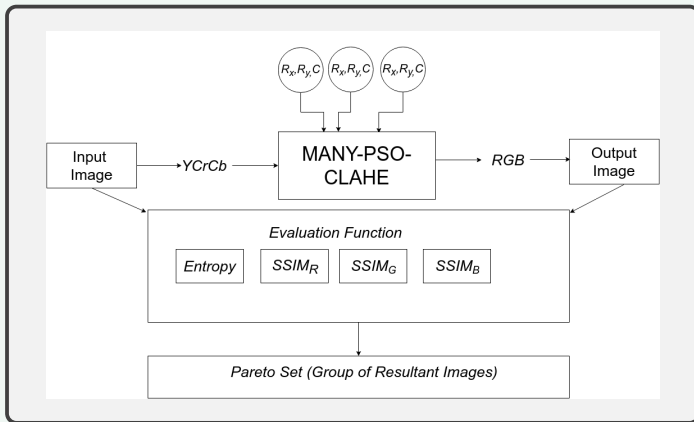


## *Formulación del Problema Planteado*

Dada una imagen a color  $I$ , con  $M \times N$  píxeles, 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  $f_1, f_2, f_3, f_4$ :

$$f(I, \vec{x}) = [f_1(I, \vec{x}), f_2(I, \vec{x}), f_3(I, \vec{x}), f_4(I, \vec{x})]; \quad f_1, f_2, f_3, f_4 \in [0, 1] \quad (9)$$

## Diagrama esquemático de CMOPSO - CLAHE





## 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
$\Omega$	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



# Resultados y discusión



(a) Imagen Original.

$\mathcal{H}_y = 0.207231$ ,  $SSIM_R = 1$ ,  
 $SSIM_G = 1$ ,  $SSIM_B = 1$



(b) Imagen Contrastada  
utilizando CMOPSO – CLAHE.

$\mathcal{H}_y = 0.611275$ ,  
 $SSIM_R = 0.00897331$ ,  
 $SSIM_G = 0.00823064$ ,  
 $SSIM_B = 0.00851013$

Figure: Imágenes original y contrastadas para calhouse\_230.jpg



# Resultados y discusión



(a) Imagen contrastada  
utilizando *CMOPSO - CLAHE*.

$\mathcal{H}_y = 0.0350595,$   
 $SSIM_R = 0.416776,$   
 $SSIM_G = 0.403636,$   
 $SSIM_B = 0.417654$



(b) Imagen mejorada  
utilizando **morepso**

$\mathcal{H}_y = 0.788927,$   
 $SSIM_R = 0.000204143,$   
 $SSIM_G = 0.0000526475,$   
 $SSIM_B = 0.0000518143$

Figure: Imágenes original y contrastadas para 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 propuesta muestra que los enfoques monoobjetivo son insuficientes para obtener todo el espectro de parámetros que proveen la mejor relación inversa contraste/distorsión.
- 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.