



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

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



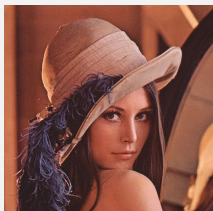
- La mejora del contraste es un proceso de transformación de la imagen, con el objetivo de obtener una nueva imagen con un contraste más definido.
- Se busca obtener imágenes más aptas para algún proceso posterior o toma de decisiones.
- La mejora del contraste es un área de investigación atractiva en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

## Problemática

Mejora del Contraste automática de imágenes a color.



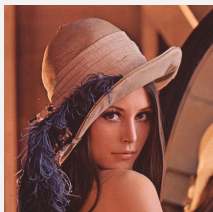
- En las imágenes digitales en escala de gris solamente es necesario considerar la información representada por los niveles de intensidad de los píxeles.
- En las imágenes a color, es necesario además tener en cuenta la información de color representada, lo cual representa un problema adicional en el 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 lograr un balance entre el realce de detalles de la imagen digital y el mantenimiento de la información de brillo y de color.

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



## 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)

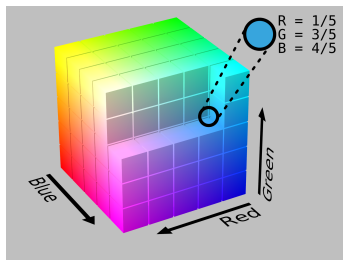


Figure: *RGB* es un espacio de representación de colores cartesiano

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

$[z_r \ z_g \ z_b]$  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)*

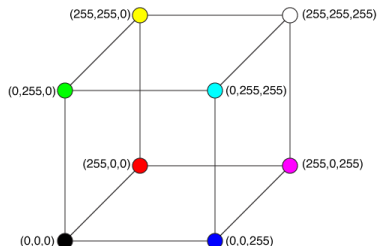


Figure: Representación de colores de ejemplo en el espacio *RGB*

## *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.

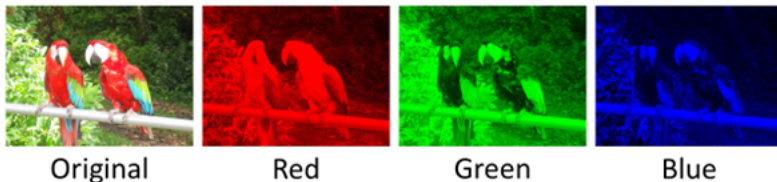


Figure: Planos de componentes *rojo*, *verde* y *azul* en la representación RGB

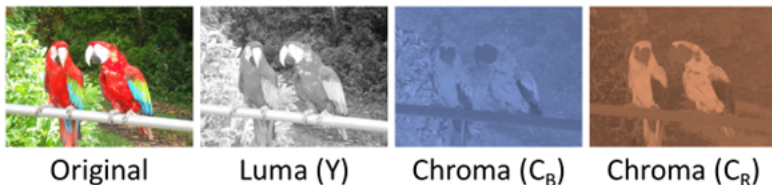


Figure: Planos de componentes  $Y$ ,  $C_b$ ,  $C_r$  en la representación YCbCr

## 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*

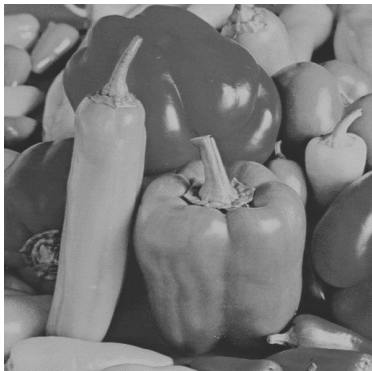


Figure:  $\mathcal{H} = 7,053228$

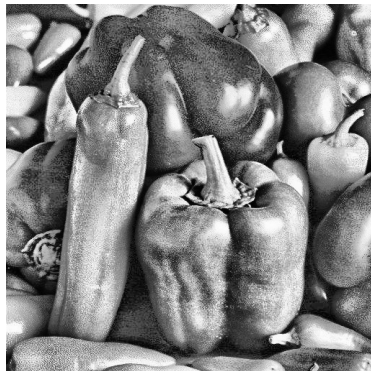


Figure:  $\mathcal{H} = 7,953866$

## *Efecto de la variación de Entropía de la Imagen*

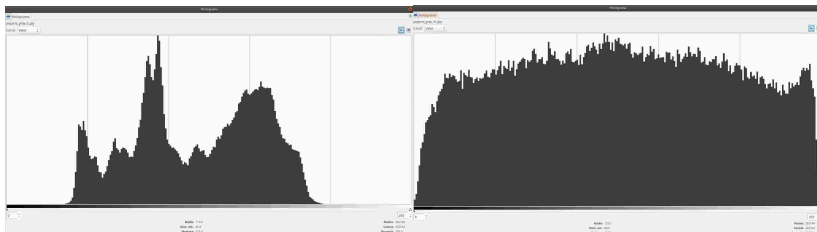


Figure:  $\mathcal{H} = 7,053228$

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:

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

- $\mu_{I_x}$  es el promedio de intensidades de los pixeles,
- $\sigma_{T_y}$  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*

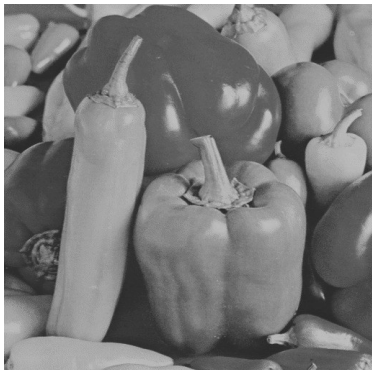


Figure:  $SSIM_R = 1$ ;  $SSIM_G = 1$ ;  $SSIM_B = 1$

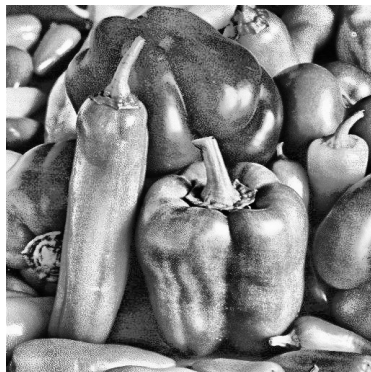


Figure:  
 $SSIM_R = 0.484719$ ;  $SSIM_G = 0.525963$ ;  $SSIM_B = 0.533241$

## *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  $\Omega$ , 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:

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

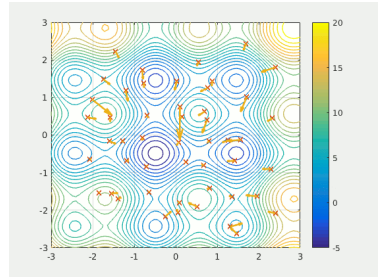
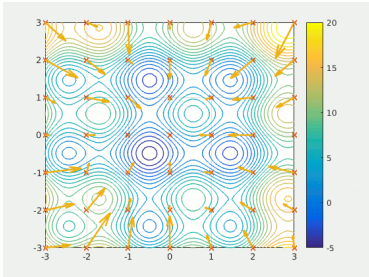
## *Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO)*

$$\vec{v}_i(t) = w \cdot (t - 1) + C_1 \cdot r_1 \cdot (\vec{x}_{p_i} - \vec{x}_i) + C_2 \cdot r_2 \cdot (\vec{x}_{g_i} - \vec{x}_i) \quad (9)$$

Donde:

- $w$  es el peso de la inercia,
- $C_1, C_2$  son parámetros específicos que controlan el efecto de las partículas locales y globales,
- $r_1, r_2$  son variables aleatorias en el rango  $[0,1]$ .

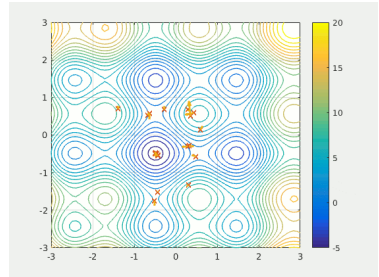
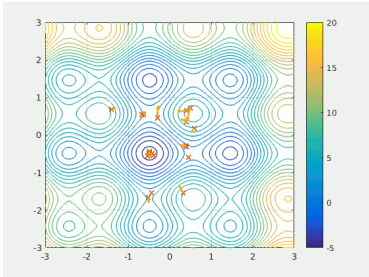
## *Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO)*



Comportamiento de partículas en *PSO* Monobjetivo a través de la serie de iteraciones.



## *Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO)*



Comportamiento de partículas en *PSO* Monobjetivo a través de la serie de iteraciones.

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

## *Formulación del Problema Planteado*

Dada una imagen a color  $I$ , con  $M \times N$  pixeles, se busca un conjunto de soluciones no dominadas  $\mathcal{X}$ , que maximiza simultáneamente las funciones objetivo  $f_1, f_2, f_3, f_4$ :

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

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,

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

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,

$$\mathcal{P} = (\mathcal{X}) \longrightarrow \max[f_1(T_y), f_2(I_R, T_R), f_3(I_G, T_G), f_4(I_B, T_B)]; \quad (12)$$
$$f_1, f_2, f_3, f_4 \in [0, 1]$$

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  $\mathbb{R}$ .

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

## Diagrama esquemático de CMOPSO - CLAHE

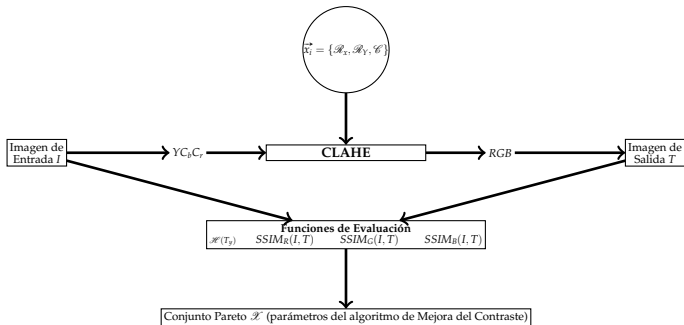


Figure: Proceso de evaluación de una solución potencial, para una iteración  $t$  de la implementación.

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



## 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



(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.  
 $\mathcal{H}_y = 7,211073$ ,  
 $\mathcal{H}_y = 7,9649405$ ,  
 $SSIM_R = 0,583224$ ,  
 $SSIM_G = 0,596364$ ,  
 $SSIM_B = 0,582346$



(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

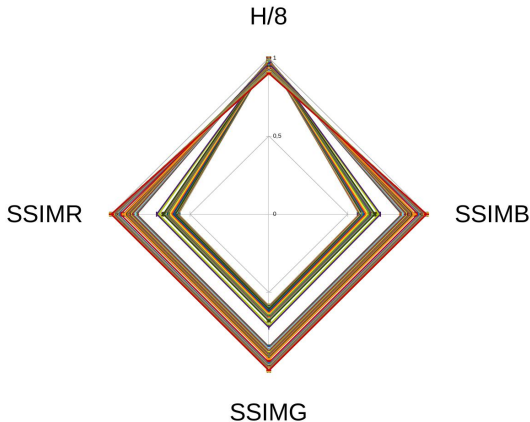


Figure: Gráfica de Frente Pareto para las variables de decisión obtenidas para la imagen calhouse\_230.jpg

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

- Se puede notar la correlación positiva fuerte entre métricas de similaridad,
- Además se evidencia una correlación negativa entre la métrica de entropía y las de similaridad,
- Ésto se reproduce en todas las imágenes de prueba.

- Se encontraron parámetros solución con la mejor relación contraste/distorsión
- Se encontraron entre 100 y 250 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  $YCbCr$

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

- 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.



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

- 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 Internactional Conference of Artificial Intelligence - Ensenada, Baja California - México - 2017