

MEJORA DEL CONTRASTE DE IMÁGENES A COLOR UTILIZANDO UN FRAMEWORK DE OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO

Luis Guillermo Moré Rodríguez

Orientador: Prof. Diego Pedro Pinto Roa, Dr.

Tesis presentada a la Facultad Politécnica de la Universidad Nacional de Asunción, como requisito para la obtención del Grado de Máster en Ciencias de la Computación.

ASUNCIÓN - PARAGUAY Noviembre - 2017

MEJORA DEL CONTRASTE DE IMÁGENES A COLOR UTILIZANDO UN FRAMEWORK DE OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO

Luis Guillermo Moré Rodríguez

Aprobado en Agosto de 2017 por:

,

Datos internacionales de Catalogación en la Publicación (CIP) DE BIBLIOTECA CENTRAL DE LA UNA

Moré Rodríguez,Luis Guillermo

Mejora del contraste de imágenes a color utilizando un framework de optimización multiobjetivo/Luis Guillermo Moré Rodríguez. – Asunción, 2017. 24 p. : il.

Tesis (Maestría en Ciencias de la Computación) — Facultad Politécnica , 2017.

Bibliografía.

1. Mejora de contraste. 2. Optimización Por Ejambre de Partículas. 3. Imágenes a color. I. Título.

CDD 519.4

Agradecimientos

Agradezco profundamente a Dios y a la Virgen María por todas las gracias que me han brindado, entre ellas mi gran familia, amigos, orientadores, profesores y colaboradores que hicieron posible este trabajo.

Agradezco al NIDTEC por brindarme la oportunidad.

Agradezco al CONACYT por la beca otorgada.

MEJORA DEL CONTRASTE DE IMÁGENES A COLOR UTILIZANDO UN FRAMEWORK DE OPTIMIZACIÓN MULTIOBJETIVO

Autor: Luis Guillermo Moré

Rodríguez

Orientador: Diego Pedro Pinto Roa, Dr.

RESUMEN

 $[{\tt INSERTE}~{\tt ABSTRACT}~{\tt AQUI}]$

CONTRAST ENHANCEMENT OF COLOR IMAGES USING A MULTI-OBJECTIVE OPTIMIZATION FRAMEWORK

Author: Luis Guillermo Moré Rodríguez

Advisor: Diego Pedro Pinto Roa, Dr.

SUMMARY

 $[{\tt INSERT\ ABSTRACT\ HERE}]$

ÍNDICE GENERAL

LI	STA	DE FIGURAS	X
LI	STA	DE TABLAS	ΧI
LI	STA	DE SÍMBOLOS	XII
LI	STA	DE ABREVIATURAS	XIV
1.	INT	RODUCCIÓN	1
	1.1.	Objetivos	2
		1.1.1. Objetivo General	2
		1.1.2. Objetivos específicos	2
	1.2.	Estructura de la tesis	3
2.	MA	RCO TEÓRICO	4
	2.1.	Ecualización del Histograma	4
	2.2.	Espacios de Color Adoptados	4
		2.2.1. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)	6
		2.2.2. Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO) $$.	6
		2.2.3. Entropía de la imagen	7
		2.2.4. Índice de Similaridad Estructural	7
3.	FOI	RMULACIÓN DEL PROBLEMA PLANTEADO Y PRO-	
	PU	ESTA	9
	3.1.	Formulación del problema planteado	9
	3.2.	Propuesta	10
4.	RES	SULTADOS Y DISCUSIÓN	12
5 .	CO	NCLUSIONES Y TRABAJOS	
	FU.	ΓUROS	16

	IX
5.1. Trabajos futuros	17
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	18

LISTA DE FIGURAS

1.1.	Imagen en escala de grises e imagen con contraste mejorado para posterior utilización	2
2.1.	Diagrama esquemático del cubo que representa al espacio de colores RGB . Se pueden apreciar algunos colores notables	5
4.1.	Enhanced Image using [MB]. $\mathcal{H}_{\mathcal{Y}} = 0.788927$, $SSIM_R = 0.000204143$,
	$SSIM_G = 0.0000526475, SSIM_B = 0.0000518143 \dots \dots$	13
4.2.	Imágenes original y resultantes para la imagen de prueba Casa ${\bf 1}$.	13
4.3.	Frente Pareto dibujado utilizando datos de la Tabla 4.2 $\ \ \ldots$.	14
1.	${\it Im\'agenes visualmente relevantes obtenidas mediante $CMOPSO-$}$	
	CLAHE. Las variables y decisión y métricas de las imágenes se	
	muestran en la tabla 2	22
2.	${\bf Im\'agenes\ visualmente\ relevantes\ obtenidas\ mediante}\ {\it CMOPSO-}$	
	CLAHE. Las variables y decisión y métricas de las imágenes se	
	muestran en la tabla 9	24

LISTA DE TABLAS

4.1.	Parámetros de entrada para $MOPSO$	12
4.2.	Parámetros de entrada para $MOPSO$	14
4.3.	Parámetros de entrada para $MOPSO$	14
1.	Resultados no dominados para la imagen de prueba calhouse	
	230.jpg	21
2.	Resultados no dominados para la imagen de prueba calhouse	
	230.jpg	23

LISTA DE SÍMBOLOS

f	Imagen original	. ??
\mathbb{Z}	Conjunto de números enteros	??
\mathbb{R}	Conjunto de números racionales	??
m	Valor asociado a un píxel dentro de un espacio de color	??
c	Componentes del valor asociado a un píxel	.??
j	Nivel de intensidad	??
f_k	Componentes de f	
L	Máximo nivel de intensidad de una imagen	.??
$h_{f_k}(j)$	Histograma del canal f_k	??
n_{j}	Cantidad de ocurrencia de la intensidad j en $f_k \dots \dots$.??
g	Elemento estructurante	??
(u,v)	Coordenada espacial que representa un pixel de la imagen	.??
(s,t)	Coordenada espacial del elemento estructurante	
$(f \oplus g)$	Dilatación de la imagen original f por un elemento estructura	
(, ,	$g \dots \dots$?? e g
$(f \ominus g)$ $(f \circ g)$?? Apertura de la imagen original f por un elemento estructura	nte
	$g \dots \dots$	
$(f \bullet g)$	Cierre de la imagen original f por un elemento estructurante g	
WTH	Transformada de top-hat por apertura	
BTH	Transformada de top-hat por cierre	
f_E	Imagen con mejora de contraste	
f_1	Componente R de f	
f_2	Componente G de f	
f_3	Componente B de f	
w	Función de pesos	
T	Transformada escalar de una imagen	
n	Número de iteraciones	
i	Índice de iteraciones	??

WTH_i	<i>i</i> -escalas de brillos
BTH_i	<i>i</i> -escalas de oscuridad
WTH_{i-1}^S	(i-1)-diferencias en cascada de las escalas de brillo ??
BTH_{i-1}^S	(i-1)-diferencias en cascada de las escalas de oscuridad??
WTH_M	Valores máximos de todas las escalas de brillos??
BTH_{M}	Valores máximos de todas las escalas de oscuridad??
WTH_M^S	Valores máximos de todas las escalas de brillos por sustracción??
BTH_{M}^{S}	Valores máximos de todas las escalas de oscuridad por sustracción ??
E(f)	Intensidad media de la imagen f ??
P(j)	Probabilidad de ocurrencia del valor j ??
ho	Valor del pixel central dentro de una ventana??
ι	Valor medio de los vecinos de ρ
ω	Contraste local??
D	Dominio de una imagen??
γ	Diferencia entre los canales f_1 y f_2 de una imagen??
eta	Diferencia entre un medio de $(f_1 + f_2)$ y f_3 ??
σ_{γ}	Desviación estándar de γ
σ_{eta}	Desviación estándar de β
μ_{γ}	Media aritmética de γ
μ_{eta}	Media aritmética de β ??

LISTA DE ABREVIATURAS

RGB: Espacio de color RGB.

HSI: Espacio de color HSI.

HSV: Espacio de color HSV.

HE: Histogram Equalization.

 ${\it CLAHE: Contrast-Limited Adaptive \ Histogram \ Equalization.}$

 ${\bf MMCE:}\ Multiscale\ Morphological\ Contrast\ Enhancement.$

C: Contrast.

 ${\it CIR:}\ Contrast\ Improvement\ Ratio.$

CEF: Color Enhancement Factor.

Capítulo 1

INTRODUCCIÓN

En el Procesamiento Digital de Imágenes, la Mejora del Contraste es un proceso que consiste en la transformación de pixeles de una imagen, con la finalidad de realizar cambios de manera tal a resaltar uno o más objetos dentro de la imagen tratada. El objetivo principal del proceso de Mejora del Contraste es la de obtener una nueva imagen cuyo Contraste sea más adecuado para la aplicación específica que se utilizará después [GW02a]

La Mejora del Contraste es un paso de preprocesamiento fundamental para varias aplicaciones. Algunas de las aplicaciones que más se benefician de éste proceso se detallan a continuación:

- Imágenes Médicas (como ejemplos es posible tomar: el Diagnóstico Asistido por Computadora [Doi07], Imágenes de Tomografía Computarizada [EW93], y otros).
- Sensoreamiento Remoto [LKC14],
- Imágenes aéreas,
- Imágenes astronómicas,
- Imágenes biométricas,
- Otras.

Las técnicas basadas en Ecualización del Histograma se mostraron extensivamente válidas para enfocar los problemas de Mejora del Contraste [PAA+87, Zui94, Kim97]. Las Meta-Heurísticas tales como la Optimización Mono-Objetivo, y también la Optimización Multi-Objetivo fueron testeadas satisfactoriamente de manera a resolver problemas de Mejora del Contraste en imágenes en escala de

gris [MB, MBA⁺15, Sai99, HS13]. Sin embargo, la Optimización Multi-Objetivo aplicada a la Mejora del Contraste en imágenes a color supone dificultades adicionales, debido a que es necesario preservar la información de color presente dentro de dichas imágenes.

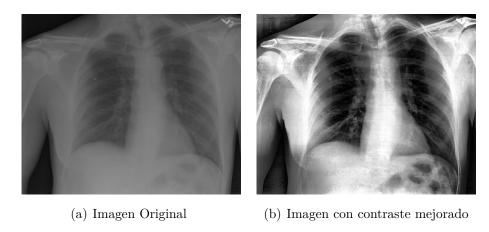


Figura 1.1: Imagen en escala de grises e imagen con contraste mejorado para posterior utilización.

Ésta propuesta consiste en realizar pruebas de Mejora del Contraste con imágenes a color transformadas desde el espacio de colores RGB al espacio de colores YCbCr de manera a realizar la Mejora de Contraste basada en Optimización Multi-Objetivo. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE) se aplica sobre el canal Y de la imagen de prueba, de manera a modificar el contraste, y la imagen resultante se transforma nuevamente a RGB de forma a evaluar la Mejora del Contraste lograda, además de la similaridad entre canales de color.

1.1. Objetivos

1.1.1. Objetivo General

Desarrollar un algoritmo de mejora de contraste para imágenes a color, utilizando un enfoque de Metaheurística Multi-Objetiva pura.

1.1.2. Objetivos específicos

- Desarrollar un nuevo algoritmo de Mejora del Contraste de imágenes a color basado en Metaheurísticas Multi-Objetivo.
- Demostrar la factibilidad del enfoque de Mejora de Contraste de imágenes a color basado en Metaheurísticas Multi-Objetivo puras.

 Encontrar alternativas de implementación que ayuden a subsanar problemas inherentes a los enfoques basados en Metaheurísticas Multi-Objetivo, cuando la cantidad de objetivos sobrepasa a tres.

1.2. Estructura de la tesis

El trabajo, en las secciones siguientes se organiza de la siguiente manera: en el capítulo 2, los conceptos fundamentales de éste trabajo se presentan; en el capítulo 3.2 se presenta el problema de Mejora de Contraste, y el enfoque de éste trabajo se muestra; en el capítulo 4 se discute en detalle los resultados obtenidos, y finalmente en el capítulo 5 se hacen algunos comentarios finales.

Capítulo 2

MARCO TEÓRICO

Éste capítulo presenta una introducción a los conceptos principales utilizados en éste trabajo. Solamente se busca presentar los conceptos fundamentales, necesarios para comprender los detalles técnicos del mismo.

2.1. Ecualización del Histograma

2.2. Espacios de Color Adoptados

Los Espacios de Color [?] son representaciones de color de las imágenes digitales, que por lo general se aceptan mediante convención o por estándar de hecho. Por lo general, los Espacios de Color consisten en sistemas de coordenadas donde cada punto es un color representable dentro del Espacio.

El primer espacio importante a analizar en este trabajo es RGB (del inglés Red, Green, Blue). En el modelo RGB, cada color aparece como un componente primario del Rojo, Verde y Azul. Éste modelo sencillo se basa en el sistema de coordenadas Cartesianas. En la Figura 2.1 se pueden apreciar algunos colores notables representados en el espacio RGB: por ejemplo, el azul puro se representa como (0,0,1), el verde puro como (0,1,0) y el rojo puro como (1,0,0); mientas que el negro se representa como (0,0,0) y el blanco como (1,1,1). Se puede apreciar la ventaja de usar ese sistema de representación de colores, el cual es sencillo. Se asume un sistema de coordenadas normalizado.

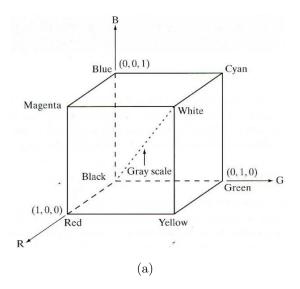


Figura 2.1: Diagrama esquemático del cubo que representa al espacio de colores RGB. Se pueden apreciar algunos colores notables.

En este trabajo, las imágenes originales se representan utilizando el espacio de colores RGB; en éste caso se tiene un arreglo de pixeles de color de tamaño $N\times M\times 3$. Cada pixel de color está representado por un elemento $[z_r \ z_g \ z_b]$ del arreglo previamente mencionado, donde z_r, z_g, z_b son los componentes rojo, verde y azul de un pixel de color en una ubicación específica. Las imágenes originales son luego transformadas al espacio de colores YCbCr [GW02b], el cual es una representación ampliamente utilizada en el video digital. La principal ventaja es que en esta representación Y representa la información de luminancia de la imagen, mientras que el componente Cb representa la diferencia entre el componente azul y un valor de referencia, mientras que el componente Cr es la diferencia entre el componente rojo y un valor de referencia. Otra ventaja importante de ésta representación es que la conversión desde RGB, y nuevamente hacia RGB es directa:

$$\begin{bmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 16 \\ 128 \\ 128 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 65,481 & 128,553 & 24,966 \\ -37,797 & -74,203 & 112,000 \\ 112,000 & -93,786 & -18,214 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$
(2.1)

$$\begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Y + 1,402 \cdot (C_r - 128) \\ Y - 0,34414 \cdot (C_b - 128) - 0,71414 \cdot (C_r - 128) \\ Y + 1,772 \cdot (C_b - 128) \end{bmatrix}$$
(2.2)

2.2.1. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (CLAHE)

2.2.2. Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOP-SO)

Multi-Objective Particle Swarm Optimization (MOPSO) [NDGN⁺09] es un algoritmo metaheurístico bien conocido. ES una metaheurística bio-inspirada que simula el comportamiento de las bandadas de pájaros. En PSO, cada solución potencial del problema que se trata se denomina particle y la población actual de soluciones se llama swarm. Cada partícula \vec{x} realiza una búsqueda dentro de un espacio de búsqueda Ω , y para cada generación t, cada solución \vec{x} se actualiza de acuerdo a:

$$\vec{x}_i(t) = \vec{x}_i(t-1) + \vec{v}_i(t) \tag{2.3}$$

Aquí, \overrightarrow{v} es un factor conocido como la velocidad, y está dado por:

$$\overrightarrow{v}_i(t) = w \cdot (t-1) + C_1 \cdot r_1 \cdot (\overrightarrow{x}_{p_i} - \overrightarrow{x}_i) + C_2 \cdot r_2 \cdot (\overrightarrow{x}_{q_i} - \overrightarrow{x}_i), \tag{2.4}$$

donde \vec{x}_{p_i} es la mejor solución que \vec{x}_i encontró hasta ahora, \vec{x}_{g_i} es la mejor solución que el enjambre completo encontró durante una iteración, w es un coeficiente conocido como el peso de la inercia, que controla la tasa de velocidad de la búsquda de PSO; r_1 y r_2 son números aleatorios entre [0,1]. Finalmente, C_1 Y C_2 son los coeficientes que controlan la ponderación entre partículas globales y locales durante la búsqueda.

En MOPSO, un coeficiente de constricción χ se adopta de manera a controlar la velocidad de la partícula, como se describe abajo:

$$\chi = \frac{2}{2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}} \tag{2.5}$$

donde

$$\varphi = \begin{cases} C_1 + C_2 & \text{if } C_1 + C_2 > 4\\ 0, & \text{if } C_1 + C_2 \le 4 \end{cases}$$
 (2.6)

Además, la velocidad en MOPSO se acota con la siguiente ecuación de cons-

tricción de velocidad:

$$v_{i,j}(t) = \begin{cases} delta_j & \text{if } v_{i,j}(t) > delta_j \\ -delta_j, & \text{if } v_{i,j}(t) \le delta_j \\ v_{i,j}(t), & \text{otherwise} \end{cases}$$
(2.7)

donde

$$delta_j = \frac{upper_limit_j - lower_limit_j}{2}$$
 (2.8)

2.2.3. Entropía de la imagen

La entropía de la imagen [KBD91] es una métrica que mide cuánta información está representada dentro de la imagen. La entropía y el contraste se relacionan de manera muy cercana a la distribución de intensidad de las imágenes, por lo que esta métrica es capaz de verificar las variaciones de contraste como consecuencia de las transformaciones de la imagen.

Primero, es necesario definir el Histograma de intensidades de una imagen H como sigue: Sea $c_1, c_2, ..., c_n$ el conteo de pixeles con intensidades $i_1, i_2, ..., i_n$ respectivamente, y sea también:

$$p_i = \frac{c_i}{N}, \qquad \sum_{i=1}^n c_i = N, \qquad i = 1, 2, ..., n,$$
 (2.9)

donde N es la suma total de pixeles mostrados en una imagen I y n es cada nivel de intensidad representable por el espacio de colores de I. Entonces, H se define como la distribución de probabilidad en el que cada p_i representa la probabilidad de ocurrencia de una intensidad i. Entonces, la Entropía de la Imagen se define de la siguiente manera:

$$\mathcal{H} = -\sum_{i=0}^{n-1} p_i \log_2(p_i) \qquad \mathcal{H} \in \{0, ..., \log_2(n)\}$$
 (2.10)

2.2.4. Índice de Similaridad Estructural

El Índice de Similaridad Estructural (SSIM) [WBSS04] es una métrica bien conocida que mide atributos importantes de la imagen tales como la Luminancia, Contrastey la Estructura. SSIM tiene como objetivo principal medir la distorsión agregada a la imagen como consecuencia del proceso de Mejora del Contraste. SSIM es calculado por regiones, por lo tanto, dadas dos imágenes I_x y T_y que re-

presentan una imagen original y una mejorada, respectivamente, el índice SSIM se define como se muestra abajo:

$$SSIM(I,T) = \frac{(2\mu_{I_x}\mu_{T_y} + E_1)(2\sigma_{I_xT_y} + E_2)}{(\mu_{I_x}^2 + \mu_{T_y}^2 + E_1)(\sigma_{I_x}^2 + \sigma_{T_y}^2 + E_2)} \qquad SSIM \in [0,1] \quad (2.11)$$

donde μ_{I_x} , μ_{T_y} son los promedios de intensidad de I_x y T_y , respectivamente; $\sigma_{I_x}^2$ y $\sigma_{T_y}^2$ son las varianzas de intensidad para I_x y T_y , respectivamente; $\sigma_{I_xT_y}$ es la covarianza entre las intensidades I_x y T_y . $E_1 = (K_1L^2)$, donde L es el rango dinámico de intensidades de los pixeles de la imagen, y $K_1 \ll 1$ es una constante pequeña; $E_2 = (K_2L)^2$, y $K_2 \ll 1$; tanto E_1 como E_2 son constantes utilizadas para estabilizar la división cuando el denominador se acerca a cero.

Capítulo 3

FORMULACIÓN DEL PROBLEMA PLAN-TEADO Y PROPUESTA

En este capítulo se muestra una formulación del problema a resolver, además de la propuesta detallada de la implementación realizada.

3.1. Formulación del problema planteado

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

$$\mathscr{F} = [f_1(I, \vec{x}), f_2(I, \vec{x}), f_3(I, \vec{x}), f_4(I, \vec{x})]; \qquad f_1, f_2, f_3, f_4 \in [0, 1]$$
(3.1)

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,
- $f_1(I, \vec{x}) = \frac{\mathscr{H}(T)}{\log_2 L}$ es la Entropía Normalizada del mapa de intensidades mejoradas T_y , como se describió arriba,
- $f_2(I, \vec{x}) = SSIM(I_R, T_R)$ 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,
- $f_2(I, \vec{x}) = SSIM(I_G, T_G)$ 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,

• $f_2(I, \vec{x}) = SSIM(I_B, T_B)$ es la medición del SSIM entre I_B y I_B . I_B y I_B son los canales G de las representaciones RGB de I y I, respectivamente,

Acotados por:

- $\mathcal{R}_x \in [2, ..., M]$ dentro de \mathbb{N} ,
- $\mathcal{R}_{y} \in [2, ..., N]$ dentro de \mathbb{N} ,
- $\mathscr{C} \in (0, ..., 1]$ dentro \mathbb{R} .

3.2. Propuesta

Algorithm 1 MOPSO-CLAHE

```
Require: Imagen de entrada I, cantidad de partículas \Omega, iteraciones t_{max}
1: Inicializar \omega, c_1, c_2, t=0, lower_limit<sub>1</sub>, lower_limit<sub>2</sub>, lower_limit<sub>3</sub>, upper_limit<sub>1</sub>, upper_limit<sub>2</sub>,
     upper\_limit_3, \mathscr{X}
2: while t < t_{max} do
3:
          for cada i-ésima partícula do
               Calcular una nueva velocidad \overrightarrow{v_i}^t de la partícula utilizando las ecuaciones (2.4) and (2.7)
4:
5:
               Calculate new particle position \overrightarrow{x_i}^t using expression (2.3)
               T = \text{CLAHE}(\overrightarrow{x_i}^t, I)
6:
7:
               f_i^t = f(I, \overrightarrow{x_i^t}^t)
               if \overrightarrow{x_i} \succ \overrightarrow{x_{p_i}} then
8:
                    replace \overrightarrow{x}_{p_i} by \overrightarrow{x_i}^t
9:
10:
11:
                if \overrightarrow{x_i} \succ \overrightarrow{x_{g_i}} then
12:
                     Update the Pareto set \mathscr{X}
13:
                end if
14:
                t = t + 1
15:
           end for
16: end while
Ensure: \mathscr{X}
```

El Algoritmo 1 muestra cómo PSO-CLAHE Color Multi-Objetivo (CMOPSO-CLAHE) es implementado, de manera a sintonizar los parámetros de CLAHE. Los parámetros recibidos por CLAHE son almacenados por una partícula $\vec{x} = (\mathcal{R}_x, \mathcal{Y}_x, \mathcal{C})$, la imagen original I se transforma a su representación YCrCb, y \vec{x} es aplicado al canal Y de la representación, de manera a obtener un mapa de intensidades Y_T , el cual es utilizado para realizar la transformación inversa hacia RGB, para así obtener la imagen resultante T. Las imágenes resultantes son evaluadas de acuerdo a las métricas \mathcal{H}_Y , $SSIM_R$, $SSIM_G$, $SSIM_B$, que son la entropía de las imágenes resultantes medidas en el canal Y de la representación YCrCb de dichas imágenes, y $SSIM_R$, $SSIM_G$, $SSIM_B$ son las medidas SSIM

de las imagénes original y resultantes utilizando los canales R,G,B de las representaciones RGB de las imágenes. Las soluciones no dominadas se almacenan finalmente en el conjunto Pareto. El proceso de CMOPSO-CLAHE se repite hasta que se alcanza un criterio de parada.

Capítulo 4

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Tabla 4.1: Parámetros de entrada iniciales para CMOPSO-CLAHE.

Parámetro	Valor	Parámetro	Valor
$lower_limit_{\mathscr{R}_x}$	2	$upper_limit_{\mathscr{R}_x}$	M/2
$lower_limit_{\mathscr{R}_y}$	2	$upper_limit_{\mathscr{R}_y}$	N/2
$lower_limit_{\mathscr{C}}$	0	$upper_limit_{\mathscr{C}}$	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

Se realizaron pruebas utilizando 8 imágenes a color a partir del conjunto de datos disponible en http://www.vision.caltech.edu/archive.html. La tabla 4.1 muestra cómo SMPSO fué configurada para realizar las pruebas. Los detalles de implementación de SMPSO está disponible en [DNA10], mientras que los detalles de implementación para CLAHE, \mathscr{H} y SSIM están disponibles en [Bra00]. Para cada imagen de prueba, se realizaron 50 ejecuciones, y en promedio se encontraron 10 soluciones no dominadas. De las figuras (??,??,??) es realmente notable cómo se logra la Mejora del Contraste; también hay una relación de compromiso entre \mathscr{H} y $SSIM_R$, $SSIM_G$, $SSIM_B$. Es también notable a partir de la Figura (??) cómo los valores más altos de \mathscr{H} degradan severamente a la imagen, por lo que es necesario encontrar el balance correcto entre \mathscr{H} and $SSIM_R$, $SSIM_G$, $SSIM_B$. En la Figura (4.1) se muestra la imagen resultante mejorada utilizando la propuesta descrita en [MB]; es interesante remarcar que

la imagen resultante no alcanza una buena Mejora del Contraste; ésto es debido a que el enfoque Mono-Objetivo no utiliza la información del color de manera apropiada, y éste resultado es el mismo para otras imágenes de prueba. En la Tabla 4.2, se muestran los coeficientes de las métricas no dominadas, y en la última línea se muestran los coeficientes de métricas para la imagen (??), mejorada utilizando la propuesta Mono-Objetivo. A pesar de que se puede considerar que las métricas caen dentro del Frente Pareto, la información visual obtenida no es suficiente para afirmar que la propuesta mono-objetivo es factible para imágenes a color. Estos resultados son similares en cada imagen de prueba utilizada.



(a) Imagen Original. $\mathcal{H}_{\mathcal{Y}} =$ $SSIM_R = 1$, $SSIM_G = 1$, $SSIM_B = 1$



(b) Enhanced Image. $\mathcal{H}_{\mathcal{Y}}$ $SSIM_R$ $0,00897331, SSIM_G$ $0,00823064, SSIM_B = 0,00851013$



 $SSIM_B = 0.417654$



(c) Imagen mejorada. $\mathcal{H}_{\mathcal{Y}} = 0.0350595$, (d) Imagen mejorada utilizando [MB]. $SSIM_R = 0.416776, \ SSIM_G = 0.403636, \ \mathscr{H}_{\mathscr{Y}} = 0.788927, \ SSIM_R = 0.000204143,$ $SSIM_G = 0,0000526475, SSIM_B$ 0.0000518143

Figura 4.1: Enhanced Image using [MB]. $\mathcal{H}_{\mathcal{Y}} = 0.788927$, $SSIM_R = 0.000204143$, $SSIM_G = 0.0000526475, SSIM_B = 0.0000518143$

Figura 4.2: Imágenes original y resultantes para la imagen de prueba Casa 1

Tabla 4.2: Coeficientes de las métricas obtenidas utilizando CMOPSO-CLAHE para algunos resultados no dominados de la imagen en la Figura (4.2), además de los coeficientes obtenidos con el enfoque de [MB], el cual se muestra en la última línea.

	$\mathcal{H}_{\mathcal{Y}}$	$SSIM_R$	$SSIM_G$	$SSIM_{B}$
Result 1	0.544854	0.0155038	0.0140995	0.0149364
Result 2	0.658577	0.00551113	0.00494194	0.00529456
Result 3	0.0425715	0.394656	0.380667	0.39842
Result 4	0.0365424	0.401675	0.388628	0.402692
Result 5	0.0350595	0.416776	0.403636	0.417654
Result 6	0.611275	0.00897331	0.00823064	0.00851013
Result 7	0.0342894	0.420948	0.408035	0.421891
Result Mono	0.788927	0.000204143	0.0000526475	0.0000518143

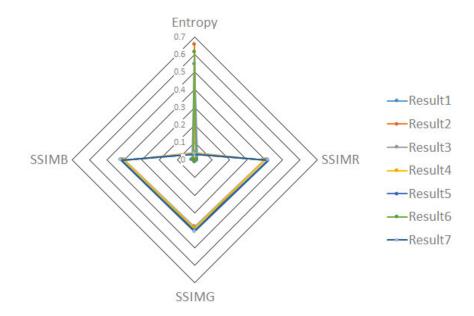


Figura 4.3: Frente Pareto dibujado utilizando datos de la Tabla 4.2

Tabla 4.3: Tabla de correlación entre métricas. Los datos fueron tomados de la Tabla 4.2.

Metrics	$\mathcal{H}_{\mathcal{Y}}$	$SSIM_R$	$SSIM_G$	$SSIM_{B}$
$\mathscr{H}_{\mathscr{Y}}$	1			
$SSIM_R$	-0.9826	1		
$SSIM_G$	-0.9823	0.9999	1	
$SSIM_{B}$	-0.9826	0.9999	0.9999	1

La Figura (4.3) muestra el Frente pareto creado a partir de los datos de la Tabla 4.2, y también la Tabla 4.3 muestra la correlación entre métricas, analizadas a partir de los resultados de la Tabla 4.2. Es notable cómo hay una correlación positiva muy fuerte entre $SSIM_R$, $SSIM_G$ y $SSIM_B$; también existe una correlación negativa entre las métricas previamente mencionadas y $\mathcal{H}_{\mathscr{Y}}$. Éstas correlaciones indican que los canales R, G, B de las imágenes se ven afectadas directamente por el proceso que modifica el canal Y (see Algorithm (1)). Ésto también indica que la Mejora del Contraste de las imágenes a color se puede plantear como un problema de optimización bi-objetivo, utilizando simplemente $\mathcal{H}_{\mathscr{Y}}$ y SSIM aplicados sobre el canal Y.

Capítulo 5

CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

Se presentó un enfoque de Mejora de Contraste Basada en Optimización Multi-objetivo, el cual toma en cuenta la intensidad y la información de color como métricas Multi-Objetivo. Éste enfoque logra un grupo de imágenes resultantes, con diferentes niveles de compromiso entre contraste y similaridad estructural, de manera a maximizar la información disponible para el análisis posterior.

Se realizó una comparación de la propuesta con una implementación Mono-Objetivo similar del estado del arte, basado solamente en la optimización del canal de intensidades de la imagen, como si se tratara de una imagen en escala de grises. Se puede verificar que el enfoque Mono-Objetivo es insuficiente debido a que no provee información adecuada para obtener variables de decisión útiles para la Mejora del Contraste en Imágenes a Color.

Se demostró de manera satisfactoria la factibilidad del enfoque, con vistas a obtener variables de decisión adecuadas para la Mejora del Contraste de imágenes a color. Futuros experimentos podrían demostrar que las variables de decisión obtenidas son adecuadas para la mejora del contraste en imágenes de cierta categoría, además de encontrar aproximaciones de tiempo de entrenamiento más eficientes.

Los principales aportes encontrados en este trabajo de Maestría pueden resumirse en lo siguiente:

- Se demostró la factibilidad de la aplicación de Metaheurísticas para la obtención de variables de decisión adecuadas para la Mejora del Contraste de Imágenes a Color que permitan contrastar imágenes con distintos niveles de compromiso entre contraste y distorsión por introducción de ruido,
- Se muestra una forma de cambiar el enfoque de la metaheurística de manera

a reducir la cantidad de objetivos utilizados sin comprometer los resultados de los entrenamientos de Mejora del Contraste.

5.1. Trabajos futuros

Los trabajos futuros considerados a partir de los resultados obtenidos se detallan a continuación.

- Utilizar métricas más adecuadas para la Mejora del Contraste, considerando que se tienen en cuenta imágenes a color,
- Considerar experimentos utilizando solamente dos objetivos basados en el canal de luminancia de la imagen a color, considerando algún canal que separe la información de intensidad de la información de color de la imagen,
- Considerar experimentos con Metaheurísticas diferentes y métricas diferentes, de manera a realizar comparaciones con la finalidad de alcanzar una posible generalización del trabajo de Mejora de Contraste basada en Metaheurísticas,
- Considerar restricciones de tiempo, cantidad de resultados no dominados, e inclusive considerar información de soluciones no dominadas entre corridas, de manera a buscar mejorar la eficiencia de tiempo y recursos de los enfoques de Mejora del Contraste basados en Metaheurísticas,
- Realizar experimentos relacionados a implementaciones de Metaheurísticas Robustas para la Mejoras de Contraste para imágenes a color,
- Considerar otras categorías de imágenes para realizar experimentos, además de buscar enfoques adecuados para imágenes de tamaño relativamente grande.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [Bra00] Gary Bradski. The opency library. Dr. Dobb's Journal: Software Tools for the Professional Programmer, 25(11):120–123, 2000.
- [DNA10] Juan J Durillo, Antonio J Nebro, and Enrique Alba. The jmetal framework for multi-objective optimization: Design and architecture. In Evolutionary Computation (CEC), 2010 IEEE Congress on, pages 1–8. IEEE, 2010.
- [Doi07] Kunio Doi. Computer-aided diagnosis in medical imaging: historical review, current status and future potential. *Computerized medical imaging and graphics*, 31(4):198–211, 2007.
- [EW93] Robert R Edelman and Steven Warach. Magnetic resonance imaging. New England Journal of Medicine, 328(10):708–716, 1993. PMID: 8433731.
- [GW02a] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods. *Digital Image Processing* (2nd Ed). Prentice Hall, 2002.
- [GW02b] Rafael C Gonzalez and Richard E Woods. Processing, 2002.
- [HS13] Pourya Hoseini and Mahrokh G. Shayesteh. Efficient contrast enhancement of images using hybrid ant colony optimisation, genetic algorithm, and simulated annealing. *Digital Signal Processing*, 23(3):879 893, 2013.
- [KBD91] A. Khellaf, A. Beghdadi, and H. Dupoisot. Entropic contrast enhancement. IEEE Transactions on Medical Imaging, 10(4):589–592, Dec 1991.
- [Kim97] Yeong-Taeg Kim. Contrast enhancement using brightness preserving bihistogram equalization. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 43(1):1–8, Feb 1997.
- [LKC14] Thomas Lillesand, Ralph W Kiefer, and Jonathan Chipman. Remote sensing and image interpretation. John Wiley & Sons, 2014.

- [MB] LG Moré and MA Brizuela. Pso applied to parameter tuning of clahe based on entropy and structural similarity index.
- [MBA+15] Luis G More, Marcos A Brizuela, Horacio Legal Ayala, Diego P Pinto-Roa, and Jose Luis Vazquez Noguera. Parameter tuning of clahe based on multi-objective optimization to achieve different contrast levels in medical images. In *Image Processing (ICIP)*, 2015 IEEE International Conference on, pages 4644–4648. IEEE, 2015.
- [NDGN⁺09] Antonio J Nebro, Juan José Durillo, Jose Garcia-Nieto, CA Coello Coello, Francisco Luna, and Enrique Alba. Smpso: A new pso-based metaheuristic for multi-objective optimization. In Computational intelligence in miulti-criteria decision-making, 2009. mcdm'09. ieee symposium on, pages 66–73. IEEE, 2009.
- [PAA+87] 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, 39(3):355– 368, 1987.
- [Sai99] F. Saitoh. Image contrast enhancement using genetic algorithm. In Systems, Man, and Cybernetics, 1999. IEEE SMC '99 Conference Proceedings. 1999 IEEE International Conference on, volume 4, pages 899–904 vol.4, 1999.
- [tim] time(1) Linux User's Manual.
- [WBSS04] Zhou Wang, Alan C Bovik, Hamid R Sheikh, and Eero P Simoncelli. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity. *IEEE transactions on image processing*, 13(4):600–612, 2004.
- [Zui94] Karel Zuiderveld. Contrast limited adaptive histogram equalization. In Graphics gems IV, pages 474–485. Academic Press Professional, Inc., 1994.

ANEXO A: Resultados extendidos

En este capítulo se muestra el detalle numérico de las métricas componentes de CMOPSO-CLAHE, además de valores resultantes de las variables de decisión y tiempos de ejecución para las imágenes de prueba, para los resultados no dominados. Los tiempos de ejecución detallados corresponden a time() [tim].

ID	\mathscr{R}_x	\mathscr{R}_y	Е	$f_1(I, \overrightarrow{x})$	$f_2(I, \overrightarrow{x})$	$f_3(I, \overrightarrow{x})$	$f_4(I, \overrightarrow{x})$
0	23.6165403175	2.69540303852	0.0	0.0292377	0.425724	0.412724	0.426577
1	20.8806065105	2.83866806018	0.0	0.030087	0.42386	0.410826	0.424771
2	17.1618809206	2.65596140692	0.0	0.0318866	0.421223	0.40784	0.422096
3	14.6055937685	3.24210935022	0.0	0.0322351	0.418567	0.405405	0.419644
4	16.3175125499	2.65246124014	0.0	0.0325675	0.418894	0.405988	0.420157
5	11.7648539964	2.85584979467	0.0	0.0340767	0.413031	0.399763	0.414117
6	7.9831044542	2.54774686553	0.0	0.0365424	0.401675	0.388628	0.402692
7	18.0967037678	2.0	0.0	0.038238	0.41038	0.396594	0.414668
8	9.50558744928	2.81072780661	0.0	0.0391212	0.410855	0.397602	0.411904
9	13.8286043587	2.0	0.0	0.0397372	0.406896	0.392824	0.411252
10	9.17661450659	3.03582192974	0.0	0.0419288	0.406245	0.393219	0.407594
11	9.37091048983	2.0	0.0	0.0425715	0.394656	0.380667	0.39842
12	7.7880055187	2.0	0.0	0.0488863	0.389568	0.375398	0.392996
13	6.76474913481	2.0	0.0	0.0519342	0.389407	0.374979	0.392855
14	5.05067508004	2.9107025755	0.0	0.0532846	0.383024	0.369461	0.383779
15	5.7406442902	2.0	0.0	0.0570464	0.38065	0.366103	0.383668
16	4.59028307145	2.0	0.0	0.0581956	0.370847	0.355854	0.372697
17	2.0	4.95813861442	0.0	0.0678334	0.332408	0.319416	0.329963
18	2.0	3.66304838881	0.0	0.083076	0.330307	0.315432	0.327533
19	2.35492574942	3.39983773851	0.0	0.107766	0.300927	0.288565	0.302558
20	2.0	2.0	0.0	0.130446	0.288674	0.274897	0.29182
21	37.1680210937	4.02913470221	0.421103062234	0.388474	0.0796014	0.0715557	0.0737911
22	44.2744458915	3.06660345481	0.177772531513	0.420316	0.0571285	0.0508797	0.0542069
23	2.0	2.78790539363	1.0	0.422673	0.0391384	0.0356485	0.0375976
24	2.0261623037	2.63491553158	0.966457510597	0.441196	0.0358967	0.0326292	0.0344847
25	2.0	2.89515796966	0.909807336447	0.452317	0.0334806	0.0305298	0.0321478
26	2.02503785011	3.30462032726	0.871347872644	0.460282	0.0313939	0.0285593	0.0301892
27	2.02513727851	3.30980113609	0.838052371298	0.472741	0.0288693	0.0262626	0.0277464
28	2.0	3.49518428712	0.78970323092	0.483203	0.0264133	0.0241076	0.0254163
29	2.24237960592	3.14985091448	0.763073541042	0.494502	0.0247892	0.0225578	0.0238702
30	2.0	3.36431215991	0.734387233109	0.505156	0.0216592	0.0196863	0.0208914
31	2.20979700028	2.75516146016	0.689415824019	0.516532	0.0201843	0.0183705	0.0194163
32	2.0	2.63617326662	0.674049273864	0.530366	0.0177617	0.0161534	0.0170947
33	2.00636569548	2.81293702399	0.620573402397	0.544854	0.0155038	0.0140995	0.0149364
34	2.0219725871	2.79503388526	0.594946439658	0.567288	0.0141571	0.0127951	0.0135701
35	2.00078360943	3.17871015507	0.525728438652	0.571877	0.0115625	0.0105159	0.011121
36	2.00195241245	2.94859488298	0.5	0.588363	0.0108908	0.00987159	0.0104669
37	2.0	3.0678111982	0.483071040731	0.59779	0.00906811	0.00822819	0.00867055
38	2.0	5.82595208171	0.456916541899	0.611275	0.00897331	0.00823064	0.00851013
39	2.26459968878	2.78708768442	0.428434700311	0.614437	0.00742514	0.00670994	0.00714773
40	2.00104865637	3.22597690322	0.390144531289	0.628389	0.00650833	0.00588966	0.00621115
41	2.00248130651	4.35167770908	0.38446541693	0.631133	0.00581047	0.00528148	0.00556787

42	2.0	3.35300114946	0.37527195105	0.64904	0.0048614	0.00438096	0.00457561
43	2.0	3.68515652281	0.31193055736	0.65892	0.00444588	0.0039587	0.00415919
44	2.0	3.37001662175	0.310920748974	0.667173	0.00401135	0.00358585	0.00381668
45	2.0	4.24860032483	0.290295960924	0.681955	0.00282212	0.002562	0.002621
46	2.0	3.00776846152	0.244028880272	0.698645	0.00224598	0.00200366	0.00205784
47	2.42511211594	3.29117230901	0.198283113397	0.708029	0.00164594	0.0014135	0.00148235
48	2.0	3.28183678382	0.150847773862	0.721569	0.00132173	0.00109436	0.00111522
49	2.20521157676	5.56409489743	0.161790895768	0.744286	0.00127126	0.00105903	0.00109671
50	2.00464193873	2.47291746645	0.153546446329	0.744481	0.00108487	0.000878814	0.000907648
51	3.40819206284	3.29931389251	0.145704588048	0.747523	0.00103455	0.000816322	0.000848165
52	2.0	3.62408439102	0.146162992336	0.753901	0.000827484	0.000614913	0.000645663
53	2.22704667142	2.0	0.112761751028	0.759912	0.000615229	0.00043859	0.000453515
54	2.00188488663	3.47606755787	0.00011646417386	0.775049	0.000299272	0.000143607	0.000141378
55	2.81673525126	2.9239906217	0.00178837395609	0.786418	0.000323289	0.000143135	0.000182232
56	2.0	2.0	0.0281221731315	0.788927	0.000204143	5.26475 e-05	5.18143e-05
	Ti	empos de ejecu	ción: real:70m10.567	7s,user:207m	155.583s,sys:9	5m37.939s	

Tabla 1: Resultados no dominados para la imagen de prueba ${\tt calhouse_230.jpg}$



Figura 1: Imágenes visualmente relevantes obtenidas mediante CMOPSO-CLAHE. Las variables y decisión y métricas de las imágenes se muestran en la tabla 2.

ID	\mathscr{R}_x	\mathscr{R}_y	€	$f_1(I, \overrightarrow{x})$	$f_2(I, \overrightarrow{x})$	$f_3(I, \overrightarrow{x})$	$f_4(I, \overrightarrow{x})$
0	23.6165403175	2.69540303852	0.0	0.0292377	0.425724	0.412724	0.426577
1	20.8806065105	2.83866806018	0.0	0.030087	0.42386	0.410826	0.424771
2	17.1618809206	2.65596140692	0.0	0.0318866	0.421223	0.40784	0.422096
3	14.6055937685	3.24210935022	0.0	0.0322351	0.418567	0.405405	0.419644
4	16.3175125499	2.65246124014	0.0	0.0325675	0.418894	0.405988	0.420157
5	11.7648539964	2.85584979467	0.0	0.0340767	0.413031	0.399763	0.414117
6	7.9831044542	2.54774686553	0.0	0.0365424	0.401675	0.388628	0.402692
7	18.0967037678	2.0	0.0	0.038238	0.41038	0.396594	0.414668
8	9.50558744928	2.81072780661	0.0	0.0391212	0.410855	0.397602	0.411904
9	13.8286043587	2.0	0.0	0.0397372	0.406896	0.392824	0.411252

10	9.17661450659	3.03582192974	0.0	0.0419288	0.406245	0.393219	0.407594
11	9.37091048983	2.0	0.0	0.0425715	0.394656	0.380667	0.39842
12	7.7880055187	2.0	0.0	0.0488863	0.389568	0.375398	0.392996
13	6.76474913481	2.0	0.0	0.0519342	0.389407	0.374979	0.392855
14	5.05067508004	2.9107025755	0.0	0.0532846	0.383024	0.369461	0.383779
15	5.7406442902	2.0	0.0	0.0570464	0.38065	0.366103	0.383668
16	4.59028307145	2.0	0.0	0.0581956	0.370847	0.355854	0.372697
17	2.0	4.95813861442	0.0	0.0678334	0.332408	0.319416	0.329963
18	2.0	3.66304838881	0.0	0.083076	0.330307	0.315432	0.327533
19	2.35492574942	3.39983773851	0.0	0.107766	0.300927	0.288565	0.302558
20	2.0	2.0	0.0	0.130446	0.288674	0.274897	0.29182
21	37.1680210937	4.02913470221	0.421103062234	0.388474	0.0796014	0.0715557	0.0737911
22	44.2744458915	3.06660345481	0.177772531513	0.420316	0.0571285	0.0508797	0.0542069
23	2.0	2.78790539363	1.0	0.422673	0.0391384	0.0356485	0.0375976
24	2.0261623037	2.63491553158	0.966457510597	0.441196	0.0358967	0.0326292	0.0344847
25	2.0	2.89515796966	0.909807336447	0.452317	0.0334806	0.0305298	0.0321478
26	2.02503785011	3.30462032726	0.871347872644	0.460282	0.0313939	0.0285593	0.0301892
27	2.02513727851	3.30980113609	0.838052371298	0.472741	0.0288693	0.0262626	0.0277464
28	2.0	3.49518428712	0.78970323092	0.483203	0.0264133	0.0241076	0.0254163
29	2.24237960592	3.14985091448	0.763073541042	0.494502	0.0247892	0.0225578	0.0238702
30	2.0	3.36431215991	0.734387233109	0.505156	0.0216592	0.0196863	0.0208914
31	2.20979700028	2.75516146016	0.689415824019	0.516532	0.0201843	0.0183705	0.0194163
32	2.0	2.63617326662	0.674049273864	0.530366	0.0177617	0.0161534	0.0170947
33	2.00636569548	2.81293702399	0.620573402397	0.544854	0.0155038	0.0140995	0.0149364
34	2.0219725871	2.79503388526	0.594946439658	0.567288	0.0141571	0.0127951	0.0135701
35	2.00078360943	3.17871015507	0.525728438652	0.571877	0.0115625	0.0105159	0.011121
36	2.00195241245	2.94859488298	0.5	0.588363	0.0108908	0.00987159	0.0104669
37	2.0	3.0678111982	0.483071040731	0.59779	0.00906811	0.00822819	0.00867055
38	2.0	5.82595208171	0.456916541899	0.611275	0.00897331	0.00823064	0.00851013
39	2.26459968878	2.78708768442	0.428434700311	0.614437	0.00742514	0.00670994	0.00714773
40	2.00104865637	3.22597690322	0.390144531289	0.628389	0.00650833	0.00588966	0.00621115
41	2.00248130651	4.35167770908	0.38446541693	0.631133	0.00581047	0.00528148	0.00556787
42	2.0	3.35300114946	0.37527195105	0.64904	0.0048614	0.00438096	0.00457561
43	2.0	3.68515652281	0.31193055736	0.65892	0.00444588	0.0039587	0.00415919
44	2.0	3.37001662175	0.310920748974	0.667173	0.00401135	0.00358585	0.00381668
45	2.0	4.24860032483	0.290295960924	0.681955	0.00282212	0.002562 0.00200366	0.002621
46	2.0	3.00776846152	0.244028880272	0.698645	0.00224598		0.00205784
47	2.42511211594	3.29117230901	0.198283113397 0.150847773862	0.708029	0.00164594	0.0014135	0.00148235
48	2.0 2.20521157676	3.28183678382	0.150847773862 0.161790895768	0.721569 0.744286	0.00132173 0.00127126	0.00109436 0.00105903	0.00111522 0.00109671
49 50	2.20321137676	5.56409489743 2.47291746645	0.161790893768	0.744280	0.00127126	0.00103903	0.00109671
51	3.40819206284	3.29931389251	0.153546446329	0.744481	0.00108487	0.000878814	0.000907648
52	2.0	3.62408439102	0.146162992336	0.747525	0.00103455	0.000810322	0.000645663
53	2.22704667142	2.0	0.112761751028	0.753901	0.000827484	0.00043859	0.000453515
54	2.00188488663	3.47606755787	0.00011646417386	0.739912	0.000013229	0.00043639	0.000433313
55	2.81673525126	2.9239906217	0.00011040417300	0.786418	0.000233212	0.000143007	0.000141378
56	2.0	2.0	0.0281221731315	0.788927	0.000323263	5.26475e-05	5.18143e-05
			ción: real:70m10.56				2.222.200.00
				,			

Tabla 2: Resultados no dominados para la imagen de prueba ${\tt calhouse_230.jpg}$



Figura 2: Imágenes visualmente relevantes obtenidas mediante CMOPSO-CLAHE. Las variables y decisión y métricas de las imágenes se muestran en la tabla 2.