

Mejora de imágenes a color utilizando un enfoque morfológico multiescala

Rodolfo Cardozo, Angel Méndez,
Horacio Legal Ayala, and José Luis Vázquez Noguera

Universidad Nacional de Asunción, Facultad Politécnica
San Lorenzo, Paraguay
{rkrdozo, aramfara}@gmail.com
{hlegal, jl vazquez}@pol.una.py

Abstract. La mejora de imágenes tiene aplicaciones prácticas en distintas áreas científicas. Una estrategia para la mejora de imágenes es la morfología matemática. Uno de los desafíos de la morfología matemática en imágenes a color es determinar un orden entre las componentes de la imagen. Las imágenes a color se representan mediante estructuras de datos multidimensionales lo que implica que no existe un orden natural entre sus componentes. En este trabajo se propone la mejora de imágenes utilizando la extensión de la morfología matemática multiescala para imágenes a color con diferentes espacios de colores y métodos de ordenamiento. Los experimentos realizados muestran que el método de mejora de la imagen propuesto, genera resultados auspiciosos utilizando distintos métodos de ordenamiento en términos de contraste tanto local como global, así como la calidad del color la imagen.

Keywords: Imágenes, Color, Mejora de Imagen, Morfología Matemática, Espacio de color, Ordenamiento

1 Introducción.

El procesamiento y análisis de imágenes digitales consiste en un conjunto de métodos y técnicas aplicables a las imágenes digitales con el objetivo de obtener información relevante de las mismas. Las imágenes a color permiten obtener mayor cantidad y calidad de información que pueden ser aprovechadas en distintas aplicaciones prácticas para diversas áreas de investigación [10].

Las imágenes a color nos lleva a definir el concepto de espacio de color. Los espacios de color son modelos de referencia donde se describe la forma en que se organizan y se representan los colores[8]. Algunos espacios de color que podemos citar son RGB, $L^*a^*b^*$, HLS, HSI, HSV, CMYK.

Las imágenes a color requieren de estrategias para que puedan ser procesadas, la morfología matemática es una estrategia de procesamiento de imágenes digitales que consiste en una serie de definiciones teóricas y técnicas basadas en la teoría de conjuntos [10]. Los operadores definidos para la morfología matemática permiten realizar operaciones sobre las imágenes. Los operadores básicos de la

morfología matemática son la erosión y la dilatación, a partir de las operaciones básicas de erosión y dilatación se extienden otras operaciones como la apertura y la clausura morfológica, entre otros.

Las operaciones de la morfología matemática requieren la comparación de los píxeles de las imágenes. En imágenes de escala de grises realizar la comparación entre píxeles es un proceso casi trivial, ya que se tiene un orden natural con los valores de los píxeles, por otra parte, comparar los píxeles de las imágenes a color no es un proceso trivial y requiere un esfuerzo extra para realizar la comparación de píxeles.

Las imágenes a color, requieren la comparación de estructuras de datos multidimensionales de las que se conforman los píxeles de una imagen a color, algunas estrategias de ordenamientos que podemos citar son, el ordenamiento lexicográfico [1] con sus variantes alfa lexicográfico y modulo lexicográfico [10], ordenamiento por distancia euclidiana en los espacios RGB y L*a*b* [10], ordenamiento de entrelazo de bits [4], ordenamiento utilizando información información del histograma de la imagen [15], entre otros.

La propuesta del presente trabajo es la mejora de la imagen utilizando la morfología matemática multiescala con distintos métodos de ordenamientos y espacios de color. Los objetivos del mismo son extender la morfología matemática multiescala de imágenes en escala de grises a imágenes a color, analizar y evaluar la mejora del contraste local, global y la mejora del color de la imagen utilizando distintos métodos de ordenamiento.

La comparación del método de mejora de la imagen multiescala utilizando la transformada Top-hat multiescala [12] con otros métodos del estado del arte queda cómo propuesta de trabajo futuro. En éste sentido se podrían extender otros métodos multiescala como por ejemplo [3],[11].

La distribución de las secciones del artículo se realiza de la siguiente manera. En la sección 2 se presenta el Marco Teórico. En la sección 3 se presenta la Propuesta del trabajo. En la sección 4 se muestran los Resultados Experimentales. En la sección 5 se presentan las Conclusiones del trabajo.

2 Marco Teórico.

Una imagen digital RGB puede ser representada como una función $f: \mathbb{Z}^2 \Rightarrow \mathbb{Z}^n$, en donde cada píxel en la posición $(r, c) \in \mathbb{Z}^2$ se representa mediante una estructura de datos multidimensional. En el espacio de color RGB los colores se forman de tres planos de imágenes independientes $C = \{R, G, B\}$, cada plano puede tratarse cómo una imagen en escala de grises que corresponde a un color primario rojo, verde y azul.

El espacio de color es una notación que permite especificar, organizar y combinar los colores a ser utilizados para el procesamiento de las imágenes digitales [8]. Existen una gran variedad de espacios de color entre los que podemos citar el espacio de color HSI [14], el espacio de color L*a*b* [6] y el espacio de color RGB (Red, Green, Blue) representa un color mediante cantidades positivas de rojo, verde y azul [10].

2.1 Morfología matemática.

La morfología matemática es un área del procesamiento digital de imágenes y se basa en la teoría de conjuntos, principios algebraicos y geométricos [10]. Las operaciones básicas de la morfología matemática son la erosión y la dilatación [10]. La operación de erosión $\varepsilon_B(f)$ se obtiene cómo resultado de obtener el menor valor dentro de una ventana B llamada elemento estructurante .

$$\varepsilon_B(f)(r, c) = \min\{f(r + d, c + l) | (d, l) \in B\}. \quad (1)$$

La operación de dilatación δ_B se obtiene con el elemento de mayor valor dentro del dominio del elemento estructurante B .

$$\delta_B(f)(r, c) = \max\{f(r - d, c - l) | (d, l) \in B\}. \quad (2)$$

La morfología matemática tiene otras operaciones como la apertura y clausura que se obtienen realizando combinaciones de las operaciones básicas. La apertura morfológica de una imagen f por un elemento estructurante B se denota por $f \circ B$ y se define como la erosión de f por B , seguida de la dilatación por el mismo elemento estructurante.

$$f \circ B = \delta(\varepsilon(f, B), B). \quad (3)$$

La clausura de una imagen f por un elemento estructurante B se denota por $f \bullet B$ y se define como la dilatación de f por B , seguida de la erosión por el mismo elemento estructurante.

$$f \bullet B = \varepsilon(\delta(f, B), B). \quad (4)$$

La transformada Top-hat es una técnica de mejora del contraste que utiliza las operaciones la morfología matemática combinando las operaciones de apertura y clausura [12]. La transformada Top-hat puede ser del tipo White Top-hat (WTH) o Black Top-hat. La transformada WTH es utilizada para resaltar regiones brillantes de la imagen que son más pequeñas que el elemento estructurante. La transformada WTH se obtiene realizando una diferencia entre la imagen original f y la apertura ($f \circ B$) de la misma imagen es decir:

$$WTH(f) = f - (f \circ B). \quad (5)$$

La transformada Black Top-hat (BTH) es utilizada para extraer regiones oscuras de una imagen y que son más pequeñas que el elemento estructurante. La transformada BTH se obtiene realizando una diferencia entre la operación de clausura ($f \bullet B$) de una imagen y la imagen original f , es decir:

$$BTH(f) = (f \bullet B) - f. \quad (6)$$

2.2 Estrategias de ordenamiento.

En esta sección se describen distintas estrategias de ordenamientos, entre las que podemos mencionar y clasificar como dependientes e independientes de la información del histograma de la imagen.

Ordenamiento independientes del histograma.

- **Lexicográfico (LEX):** Se basa en la atribución de prioridades a los componentes del vector para que unos tengan mayor importancia que otros en el momento de comparar y definir el orden [5]. Existen variantes, como por ejemplo el **Alfa Lexicográfico (ALEX)**, donde se reduce la cantidad de veces en que el orden se decide por el primer componente del vector sumándole un valor α al primer componente del vector [10]. La variante **Módulo Lexicográfico (AMLEX)** reduce la cantidad de veces que el orden se decide por el primer componente del vector es realizando una división entera entre el primer componente del vector y un valor constante α [10]. El ordenamiento lexicográfico tiene variantes con distintos espacios de color, por ejemplo, **HSI Lexicográfico** donde los vectores se representan como coordenadas del espacio HSI [10].
- **Distancia euclidiana(ED):** Esta estrategia de ordenamiento utiliza el cálculo de la distancia a un píxel de referencia, que por lo general es el origen, cuando es así la distancia es equivalente a la norma del vector $\|v\|$. Esta estrategia de ordenamiento tiene variantes con los espacios de color, como por ejemplo el espacio RGB y $L^*a^*b^*$ como se menciona en [10].
- **Bit mixing(BM):** Esta estrategia utiliza la técnica de reducción donde se define la transformación de cada vector como el valor entero obtenido de entrelazar los bits que representan a las intensidades de cada componente del vector [4].

Ordenamiento dependiente del histograma.

- **Ordenamiento utilizando información del histograma:** En el trabajo [15] se propone una estrategia de ordenamiento donde se realiza la reducción del color C mediante la función de transformación T donde se aplica el producto interno entre el color y un vector de pesos $w = (w_1, w_2, w_3)$ de la siguiente manera:

$$T(C) = \sum_{k=1}^3 (w_k \cdot C_k) \quad (7)$$

donde k es el índice del componente y $w_k \in \mathbb{R}$ es un peso extraído del componente k de la imagen. Los colores C_x y C_y , con $C_x \neq C_y$, pueden tener la misma transformación, es decir $T(C_x) = T(C_y)$, es por eso que la transformación $T(C)$ se utiliza como primer componente del orden lexicográfico.

El método de ordenamiento se basa en el cálculo de pesos w el cual se realiza mediante una función ϕ aplicada sobre el histograma de la imagen en donde también se realizan subdivisiones de la imagen en regiones denominadas dominios o ventanas.

Calculo de Pesos: La función ϕ aplicada al histograma de cada componente k de la imagen f_v para el cálculo de los pesos w_k . Los pesos utilizados pueden ser, el promedio (*MEAN*) de niveles de intensidades de grises i , el mínimo (*MIN*)

que es el menor nivel de intensidad i , el máximo (MAX) que representa el mayor nivel de intensidad i , la moda mínima ($MO1$) que es el menor nivel de intensidad i que más se repite, la moda máxima ($MO2$) que es el mayor nivel de intensidad i que más se repite, la varianza (VAR) que representa la varianza de los niveles de intensidad i , todos estos para un dominio D determinado.

Los pesos obtenidos de las métricas mencionadas anteriormente se obtienen dividiendo la imagen en ventanas o dominios, de tal forma a obtener información local de una región determinada de la imagen.

División de la Imagen en Ventanas: La imagen f se divide en sub-regiones W_1, W_2, \dots, W_s como se menciona en [15]. Las sub-regiones W_s permiten definir áreas para obtener características locales de imagen. Sea B un elemento estructurante, el dominio D correspondiente al elemento estructurante B centrada en (r, c) se define cómo el conjunto de sub-regiones $W_{\{1,2,\dots,s\}}$, que intersectan algún píxel de B . Cada dominio D se procesa de forma independiente para obtener las características particulares o locales asociada a cada dominio.

3 Propuesta.

3.1 Morfología matemática multiescala.

La morfología matemática multiescala es una variante de la morfología matemática en donde se utiliza un elemento estructurante escalable. Un elemento estructurante escalable [9] se obtiene mediante un elemento estructurante B y un valor entero n que representa el factor de escala del elemento estructurante. El valor nB se obtiene dilatando B recursivamente sobre si mismo $n - 1$ veces, siempre y cuando B sea convexo.

Operaciones de la morfología matemática multiescala: Las operaciones morfológicas de erosión, dilatación y sus combinaciones apertura, clausura se utilizan con el elemento estructurante escalable para imágenes en escala de grises f . La transformada Top-hat multiescala [9] es una estrategia de mejora del contraste utilizando las operaciones de erosión, dilatación, apertura y clausura multiescala.

3.2 Transformada Top-hat multiescala para imágenes a color.

La estrategia del mejoramiento de imágenes a color propuesta incluye la utilización de la Transformada Top-hat multiescala para imágenes en escala de grises mencionada en [9] cuya aplicación práctica se extiende para las imágenes digitales a color. La estrategia de mejora del contraste para imágenes a color propuesta se representa de la siguiente manera:

$$\tilde{f}_v(r, c) = f_v(r, c) + 0.5 \sum_{n=1}^m F_{nB}^o(r, c) - 0.5 \sum_{n=1}^m F_{nB}^c(r, c), \quad (8)$$

donde, \tilde{f}_v representa el resultado de mejora aplicada a la imagen a color f_v . Las características brillantes de la imagen se obtienen mediante la sumatoria

de la transformada white Top-hat $\sum_{n=1}^m F_{nB}^o(r, c)$ donde F_{nB}^o representan las operaciones de apertura morfológica multiescala. Las características oscuras de la imagen se obtienen mediante la sumatoria de la transformada black Top-hat $\sum_{n=1}^m F_{nB}^c(r, c)$, donde F_{nB}^c representan las operaciones de clausura morfológica multiescala donde las operaciones se realizan n veces con un elemento estructurante B escalable. La constante 0.5 evita que se desborden los niveles de grises de los pixeles de la imagen.

4 Resultados Experimentales.

4.1 Métricas de evaluación.

Las métricas utilizadas para validar el método de mejora de la imagen utilizando morfología matemática multiescala para imágenes a color son la Varianza (VAR), la relación de mejora del contraste (CIR) que es una media de mejora de contraste para una región determinada de la imagen [13] y la métrica CEF Color Enhancement Factor que mide la percepción de la calidad del color de una imagen [7].

4.2 Resultados

Como referencia, para el ordenamiento dependiente de la información del histograma se agrega un sufijo WX , donde X representa el número de ventanas en la que la imagen fue dividida. Si $X = 0$, el dominio es el elemento estructurante B , para $X = 1$, el dominio es toda la imagen, $X = 9$ la imagen fue dividida en 9 sub-regiones de tamaño 3×3 y así sucesivamente.

Experimento I - Mejora del contraste global (VAR): En el primer experimento se evalúa el estiramiento de contraste global de la imagen a color y se muestran los mejores resultados, en promedio, en cada una de las iteraciones y para todos los ordenamientos mencionados anteriormente.

En la Tabla 1 se muestran los 10 mejores resultados en promedio correspondientes a las 100 imágenes de la métrica varianza, en donde se observa que el ordenamiento **BM** tiene mejor varianza en todas las iteraciones m , luego siguen los ordenamientos **MIN**, **MO1** y **MO2**.

Métodos	$m=2$	$m=3$	$m=4$	$m=5$	$m=6$	$m=7$
BM	3316,576	3864,611	4665,250	5697,019	6806,257	7904,776
MINW49	3258,434	3796,188	4578,353	5587,750	6678,743	7759,869
MINW25	3258,442	3796,102	4578,500	5587,919	6678,947	7759,401
MINW0	3258,952	3797,176	4579,518	5588,219	6678,795	7757,443
MINW1	3258,627	3797,238	4579,773	5588,741	6678,826	7755,024
MINW9	3258,531	3796,315	4578,349	5587,758	6675,713	7754,924
MO1W9	3259,042	3797,097	4577,706	5583,205	6667,705	7738,447
MO2W9	3259,058	3797,106	4577,740	5583,222	6667,388	7738,182
MO2W1	3258,906	3796,771	4577,421	5581,397	6667,439	7737,405
MO1W1	3258,901	3796,770	4577,417	5581,367	6667,399	7737,398

Tabla. 1. Top 10 Promedio de mejores resultados. Métrica **VAR**.

En general todos los ordenamientos generan buenos resultados en promedio utilizando la métrica **VAR**. El ordenamiento es importante en todos los casos, así como el tipo de configuración de ventanas que se utilizan para los métodos de ordenamiento dependientes del histograma. En este experimento el método **BM** genera mejores resultados en promedio para todas las iteraciones, posteriormente le siguen los ordenamientos que dependen del histograma, donde el dominio del elemento estructurante resultó mejor que la división por ventanas. En la Figura 1 se observa la imagen original de la base de datos [2].



Figura. 1. Imagen original tomada de la base [2]

En la Figura 2 se observa el histograma de la imagen original y el histograma en la iteración m igual a 5.

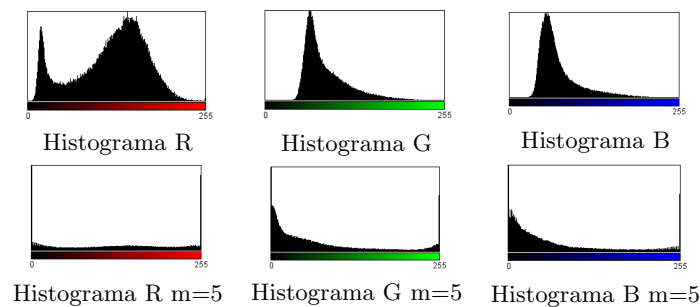


Figura. 2. Imágenes RGB para cada valor de m

Experimento II - Mejora del contraste local (CIR): En este experimento se evalúa el estiramiento de contraste local de la imagen donde se muestran los mejores resultados en promedio para cada una de las iteraciones y para cada tipo de ordenamiento.

En la Tabla 2 se puede observar que el ordenamiento dependiente del histograma aparecen entre los diez primeros resultados, los pesos son MEAN, MO1, MO2 y MAX.

Experimento III - Mejora del color (CEF): En el último experimento se evalúa la mejora del color de las imágenes donde se muestran los mejores resultados para cada iteración y para cada ordenamiento.

En la Tabla 3 se muestran los diez mejores resultados de la métrica **CEF**, en donde se observa que los métodos de ordenamiento dependientes de la infor-

Métodos	$m=2$	$m=3$	$m=4$	$m=5$	$m=6$	$m=7$
MEANW0	0,6148	3,2564	8,9259	17,7897	28,2444	37,8354
MO1W0	0,6171	3,2668	8,9516	17,8376	28,2935	37,8182
MEANW49	0,6146	3,2559	8,9183	17,7590	28,1968	37,8176
MO2W0	0,6173	3,2665	8,9496	17,8276	28,2870	37,8156
MEANW9	0,6146	3,2566	8,9204	17,7630	28,1920	37,8087
MEANW25	0,6147	3,2565	8,9207	17,7612	28,1963	37,8080
MAXW0	0,6157	3,2579	8,9221	17,7478	28,1703	37,8031
MEANW1	0,6146	3,2582	8,9264	17,7728	28,2002	37,7993
MO1W25	0,6169	3,2692	8,9566	17,8201	28,2535	37,7957
MO1W49	0,6168	3,2680	8,9524	17,8211	28,2504	37,7956

Tabla. 2. Top 10 mejores resultados CIR.

mación del histograma aparecen entre los diez mejores resultados en todas las iteraciones en las distintas configuraciones.

Métodos	$m=2$	$m=3$	$m=4$	$m=5$	$m=6$	$m=7$
MINW1	1,013045	1,051822	1,124872	1,231890	1,368238	1,529108
MO1W1	1,009614	1,040297	1,105122	1,206343	1,341457	1,504726
MO2W1	1,009619	1,040295	1,105109	1,206350	1,341461	1,504693
MO1W9	1,009181	1,039318	1,102214	1,202283	1,334507	1,499447
MO2W9	1,009194	1,039327	1,102255	1,202257	1,334250	1,499198
MINW9	1,009470	1,040141	1,104012	1,203391	1,334754	1,496082
MO1W25	1,009264	1,039142	1,101910	1,201898	1,333040	1,494616
MO2W25	1,009269	1,039118	1,101847	1,201633	1,332722	1,494025
MINW25	1,008607	1,037187	1,099015	1,196997	1,328103	1,490025
MINW49	1,008336	1,036289	1,096778	1,194335	1,325822	1,489206

Tabla. 3. Top 10 Mejores Resultados CEF.

En este experimento donde utilizamos la métrica **CEF**, que determina la mejora en la percepción de la calidad del color, se verifica como el ordenamiento dependiente del histograma con los distintos pesos tienen mejores resultados que los independientes de histogramas en todas las iteraciones. La mejora del colorido de la imagen se da a partir de la iteración $m \geq 3$ y el dominio de ventanas así como los ordenamientos son importantes para obtener buenos resultados a nivel del colorido de la imagen.

En la Figura 3 se observa una imagen con las mejoras a medida que crece m para el ordenamiento BM , donde se ve que para $m = \{2, 3, 4\}$ las mejoras son mínimas pero a partir de la iteración $m \geq 5$ las mejoras son más notorias.

5 Conclusiones.

El trabajo presenta una extensión del método de estiramiento de contraste multi-escala en escala de grises propuesto por [9] a imagen a color, en donde utilizamos distintos tipos de ordenamientos para las operaciones morfológicas propuestas.

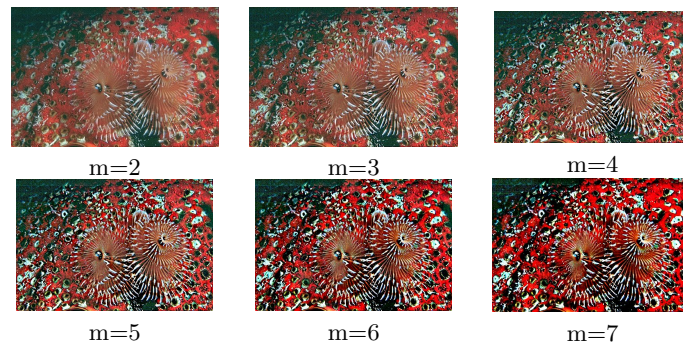


Figura. 3. Imágenes RGB para cada valor de m

En el análisis de mejora del contraste global todos los métodos implementados dieron buenos resultados en promedio, específicamente el ordenamiento **BM** dio mejores resultados en cuestiones de mejora de contraste global medidos por la varianza.

En el análisis del estiramiento del contraste local de la imagen se verifica, que en promedio el ordenamiento dependiente de la información del histograma logra mejores resultados que los que no dependen de la información del histograma. El peso MO1W0 es el que presenta mejores resultados en promedio en todas las iteraciones. Otro punto importante es que la información estadística del histograma de la imagen es un factor importante en el análisis, ya que para cada iteración existe una mejora local del contraste diferente en cada uno de los pesos.

La mejora del color de la imagen, utilizando ordenamientos dependientes del histograma de la imagen con los distintos pesos, presentan mejores resultados en comparación con los ordenamientos independientes al histograma. Verificamos que para cada iteración las mejoras se hacen cada vez que mas notorias, donde los distintos pesos y el dominio juegan un papel importante para la mejora.

Referencias.

- [1] Erchan Aptoula and Sébastien Lefevre. “A comparative study on multivariate mathematical morphology”. In: *Pattern Recognition* 40.11 (2007), pp. 2914–2929.
- [2] Pablo Arbelaez, Charless Fowlkes, and David Martin. “The berkeley segmentation dataset and benchmark”. In: *see <http://www.eecs.berkeley.edu/Research/Projects/CS/vision/bsds>* (2007).
- [3] Xiangzhi Bai, Fugen Zhou, and Bindang Xue. “Image enhancement using multi scale image features extracted by top-hat transform”. In: *Optics & Laser Technology* 44.2 (2012), pp. 328–336. DOI: 10.1016/j.optlastec.2011.07.009.

- [4] J Chanussot and P Lambert. “Bit mixing paradigm for multivalued morphological filters”. In: *IEE conference publication*. Vol. 2. Institution of Electrical Engineers. 1997, pp. 804–808.
- [5] Jocelyn Chanussot and Patrick Lambert. “Total ordering based on space filling curves for multivalued morphology”. In: *COMPUTATIONAL IMAGING AND VISION* 12 (1998), pp. 51–58.
- [6] Allan Hanbury, Umasankar Kandaswamy, and Donald A Adjeroh. “Illumination-invariant morphological texture classification”. In: *Mathematical Morphology: 40 Years On*. Springer, 2005, pp. 377–386.
- [7] David Hasler and Sabine Süsstrunk. “Measuring colourfulness in natural images”. In: *Proc. IST/SPIE Electronic Imaging 2003: Human Vision and Electronic Imaging VIII*. Vol. 5007. LCAV-CONF-2003-019. 2003, pp. 87–95.
- [8] George H Joblove and Donald Greenberg. “Color spaces for computer graphics”. In: *ACM siggraph computer graphics*. Vol. 12. 3. ACM. 1978, pp. 20–25.
- [9] S Mukhopadhyay and B Chanda. “Local Contrast Enhancement of Grayscale Images using Multiscale Morphology”. In: *Proc. ICVGIP-2000* (2000), pp. 17–24.
- [10] Francisco Gabriel Ortiz Zamora. *Procesamiento morfológico de imágenes en color: aplicación a la reconstrucción geodésica*. 2002.
- [11] Julio César Mello Román, Horacio Legal Ayala, and José Luis Vázquez Noguera. “Image color contrast enhancement using multiscale morphology”. In: *4th Conference of Computational Interdisciplinary Science*. (2016). URL: http://www.epacis.net/ccis2016/papers/paper_101.pdf.
- [12] Tomislav Stojić, Irini Reljin, and Branimir Reljin. “Local contrast enhancement in digital mammography by using mathematical morphology”. In: *International symposium on signals, circuits and systems (ISSCS)*. Vol. 2. 2005, pp. 609–612.
- [13] Sabine Süsstrunk and Stefan Winkler. “Color image quality on the internet”. In: *Proc. IST/SPIE Electronic Imaging 2004: Internet Imaging V*. Vol. 5304. LCAV-CONF-2004-026. 2004, pp. 118–131.
- [14] Maria C Tobar et al. “Mathematical morphology in the hsi colour space”. In: *Iberian Conference on Pattern Recognition and Image Analysis*. Springer. 2007, pp. 467–474.
- [15] Jose Luis Vazquez Noguera et al. “A color morphological ordering method based on additive and subtractive spaces”. In: *Image Processing (ICIP), 2014 IEEE International Conference on*. IEEE. 2014, pp. 674–678.