

RGBaGris: Decolorización de Imágenes en el Dominio Espectral Empleando CIELab

Irena Cabanach Dresden¹, Esmitt Ramírez^{1,2}
iresaku@hotmail.com, esmitt.ramirez@ciens.ucv.ve

¹ Escuela de Computación, Universidad Central de Venezuela, Caracas, Venezuela

² Centre de Visió per Computador, Universitat Autònoma de Barcelona, Barcelona, España

Resumen: La transformación de imágenes de color a escala de grises (e.g. decolorización) conlleva a una pérdida inevitable de información a nivel perceptual, es decir, el nivel de intensidad que representa un color respecto a su entorno se pierde. Muchas de las aplicaciones de edición de imágenes ofrecen soluciones para la decolorización, sin embargo, no consideran el problema a nivel perceptual. Así, la implementación y evaluación de un algoritmo que arroje un resultado perceptualmente acertado es un tema para considerar. Una técnica simple para la decolorización que considera la información perceptual, consiste en extraer el canal de luminancia de una imagen. Un algoritmo de decolorización más preciso, se basa en utilizar la transformada de Fourier para calcular las magnitudes de los cambios entre los canales de color utilizados en todas las escalas espaciales y realizar modificaciones con operaciones aritméticas sencillas, como agregar contrastes cromáticos a la intensidad de grises. Es precisamente este enfoque el empleado en este artículo: RGBaGris, un enfoque para la decolorización de imágenes en el dominio espectral usando la transformada de Fourier, en el espacio CIEL*a*b*. RGBaGris plantea el cálculo automático de coeficientes de control que actúan sobre el resultado en escala de grises. Esto se presenta en una interfaz gráfica que permite manipular los valores de los coeficientes, mostrando su efecto en tiempo real sobre una imagen. Para las pruebas realizadas, se realizan evaluaciones perceptuales mediante encuestas, utilizando el paradigma 2AFC y el índice C2G-SSIM. Para estos paradigmas se utilizan 20 imágenes a color y 10 conversiones a escala de grises para ambas; resultantes de aplicar los distintos valores de coeficientes en el algoritmo (manuales, automáticos y la combinación de ambos), así como su valor de luminosidad..

Palabras Clave: Color a Escala de Grises; Decoloración del Espectro; Transformada de Fourier; CIEL*a*b*; Thurstone.

Abstract: Image transformation from color images to grayscale (e.g. decolorization) leads to an inevitable loss of information at the perceptual level, that is, the intensity level that color represents with respect to its environment is lost. Different image editing applications offer solutions for decolorization, however, these applications do not consider the visual perception problem. Thus, the implementation and evaluation of an algorithm that produces a perceptually correct result is a subject to consider. A simple decolorization technique that considers the perceptual information is the extraction of the luminance channel from an image. A more precise decolorization algorithm is based on using the Fourier transform to calculate the magnitudes of the changes between the color channels used at all spatial scales and to apply modifications with simple arithmetic operations, such as adding chromatic contrasts to the intensity of gray. It is precisely that approach used in this article: RGBaGris, an approach for the decolorization of images in the spectral domain using the Fourier transform, in the CIEL*a*b* space. RGBaGris proposes the automatic calculation of coefficients of control that modify the result in grayscale. This approach is shown in a graphical interface allowing the manipulation of the values of the coefficients, showing their effect in real-time on an image. For the tests, perceptual evaluations are carried out through surveys, using the 2AFC paradigm and the C2G-SSIM index. In this way, 20 color images and 10 grayscale conversions are used for both; the result of the application of the different coefficient values in the algorithm (manual, automatic, and the combination of both), as well as their luminosity value.

Keywords: Color to Grayscale; Decolorization of Spectrum; Fourier Transform; CIEL*a*b*; Thurstone.

I. INTRODUCCIÓN

En nuestra sociedad actual, el uso de las imágenes se ha convertido en un elemento de importancia constante. Las imágenes pueden ser empleadas con fines recreativos, comerciales, académicos, artísticos, científicos o médicos. Su alcance a través de los medios informáticos y su manipulación digital es una tendencia común por las facilidades de acceso, manipulación y los bajos costos que conlleva, por lo que su estudio y desarrollo están en constante crecimiento.

Se puede decir que la mayoría de las imágenes adquiridas empleando cámaras, escáneres y dispositivos electrónicos son a color, mientras que las imágenes en escala de grises son obtenidas a través de la fotografía profesional, por una posterior manipulación digital de una imagen a color o capturadas con dispositivos de adquisición particulares. Las imágenes en escala de grises se emplean en sistemas médicos, periódicos, revistas, fotocopias, impresiones, reconocimiento de patrones, entre otros. Así, con frecuencia es necesaria la conversión de una imagen de color a escala de grises.

El caso ideal de una conversión supone la distinción visual de todos elementos presentes (i.e. valores lumínicos) en la imagen en relación a su entorno (i.e. luminancia). Esta distinción, conocida como percepción visual, está presente como parte de la información cromática de una imagen. La asignación de un conjunto 3D (i.e. espacio de color RGB) a un conjunto 1D (i.e. escala de grises), también llamada decolorización, conlleva conversiones de dos colores perceptivamente contrastados en uno solo, desapareciendo la diferencia cromática en los resultados. Las técnicas de conversión buscan mantener la mayor cantidad de información original para conseguir un resultado perceptualmente acertado, emulando las impresiones tanto locales como globales de la imagen. Se espera que los contrastes locales no sean ni exagerados ni subestimados, que los valores de grises sean ordenados según la apariencia del color y que las diferencias en los detalles espaciales sean imperceptibles. Si el proceso de decolorización no es adecuado puede llevar a una baja calidad en algunos procesos de impresión en escala de grises, o análisis erróneos de imágenes en la determinación de patrones.

Algunas técnicas tratan la decolorización como un problema de optimización [1], [2], buscando la correspondencia óptima color-a-gris que mantenga el contraste en un espacio global, local o de forma pseudoaleatoria dentro de la imagen. Además del tipo de problema, la decolorización puede realizarse en distintos dominios de trabajo de una imagen como RGB, dominio espectral, wavelets, entre otros. Una característica de estas técnicas es su nivel de complejidad para su ejecución y los recursos necesarios para su cómputo.

En la literatura, existen diversos algoritmos para la transformación de imágenes de color a escala de grises que buscan el resultado óptimo, consiguiendo excelentes aproximaciones. Algunos de éstos muestran opciones que permiten la manipulación de los resultados a través de la modificación de parámetros, sin embargo, la mayoría son algoritmos propietarios de programas de edición (e.g. Photoshop, GIMP).

En este trabajo se presenta RGBaGris, una propuesta para la decolorización de imágenes de color a escala de grises basada en la transformada de Fourier que permite el control de ciertos parámetros: el contraste cromático y de luminancia, mostrando los cambios en tiempo real. Nuestra propuesta se basa en el algoritmo propuesto por Zhao y Tamimi [3] donde emplean la transformada de Fourier sobre el espacio CIE $L^*a^*b^*$ [4] de la imagen a color (espacio independiente del dispositivo de despliegue; y, desde este punto en adelante, se escribirá CIELab por simplicidad), junto con los dos parámetros de control para modificar la transformación en escala de grises. Nuestro aporte principal consiste en:

- Implementación de lo propuesto en [3] para la modificación de los parámetros de control del grado cromático de una imagen.
- Interactividad en los parámetros de control a través de una GUI, mostrando el resultado en tiempo real.
- Aplicación de métricas de evaluación de calidad tanto objetivas como subjetivas en las pruebas realizadas.

El contenido de este artículo se organiza de la siguiente manera: En la Sección II se presentan algunos algoritmos de transformación de color a gris. La Sección III muestra de forma detallada nuestra propuesta, RGBaGris, como un algoritmo de decoloración empleando la Transformada de Fourier (i.e. dominio espectral). La Sección IV presenta un resumen de las métricas de evaluación de calidad resultado, enfocados en la decolorización de imágenes. Posteriormente, en la Sección V se muestran las pruebas y los resultados obtenidos en nuestras evaluaciones. Finalmente, en la Sección VI se presentan las conclusiones y trabajos a futuro.

II. TRANSFORMACIÓN DE COLOR A ESCALA DE GRISES

La conversión de imágenes de color a escala de grises se puede realizar a través de diferentes cálculos que conllevan a la reducción de los datos del color de tres dimensiones a una dimensión. Kanan y Cottrell [5] agrupan y comparan 13 enfoques distintos para la transformación de color a escala de grises basados en la luminosidad y luminancia. En su enfoque, consideran los distintos espacios de color para representar una imagen como CIELab, RGB, HSL, HIV, YIQ, entre otros.

Keith [6] define una serie de algoritmos básicos y comúnmente empleados en la conversión de imágenes a color a escala de grises. Quizás, el algoritmo más simple es el basado en el cálculo del promedio, denominado promedio ingenuo, que calcula el valor de la escala de grises ($G_{Intensity}$), como el promedio de los canales RGB de una imagen (ver ecuación 1).

$$G_{Intensity} = \frac{1}{3} \times (R + G + B) \quad (1)$$

Otra propuesta es el algoritmo de Luminosidad HSL (*Lightness HSL*), donde el valor de la escala de grises (G_{Luster}) se calcula extrayendo la luminosidad de la representación HSL de la imagen. Dicho valor es la media entre el máximo y el mínimo de cada canal de color. Un canal es descartado de cada píxel y los valores restantes se promedian, perdiendo la

información en términos del valor de color que se descarta del píxel. Se le denomina *luster* para diferenciarlo del canal de luminosidad del espacio de color CIELab, y se define en la ecuación 2.

$$G_{Luster} = \frac{1}{2} \times \max(R, G, B) + \min(R, G, B) \quad (2)$$

El algoritmo de la Luminancia (*Luminance*) [7] es otra propuesta diseñada para que el resultado de la escala de grises ($G_{Luminance}$) coincida con la percepción humana del brillo. En la ecuación 3 se muestra su cálculo, donde se emplea una combinación ponderada de los canales RGB.

$$G_{Luminance} = 0.299 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B \quad (3)$$

De hecho, la luminancia es el algoritmo estándar utilizado por diversos software de procesamiento de imágenes como GIMP, o en lenguajes de programación como Matlab donde se implementa con la función **rgb2gray**. Por otro lado, este algoritmo se emplea en aplicaciones de Visión por Ordenador [8]. Un valor similar a $G_{Luminance}$ es el valor G_{Luma} (ver ecuación 4), el cual es aplicada para la corrección gamma en dispositivos HDTV.

$$G_{Luma} = 0.2126 \times R + 0.7152 \times G + 0.0722 \times B \quad (4)$$

Finalmente, la Luminosidad (*Lightness*) es una representación perceptualmente uniforme de la escala de grises utilizada en los espacios de color de CIELab y CIELuv. La ecuación 5 indica que la luminosidad se corresponde estrechamente a la percepción humana, y que se consigue mediante la transformación no lineal del espacio de color.

$$G_{Lightness} = \frac{1}{100} \times (116 \times f(Y) - 16) \quad (5)$$

donde $Y = G_{Luma}$, y $f(t)$ se presenta en la ecuación 6.

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3}, & \text{si } t > 0.008856 \\ 7.787 \times t + 16/116, & \text{otro caso} \end{cases} \quad (6)$$

Es importante destacar que el rango de luminosidad se normaliza a $[0, 1]$ en lugar del rango usual de 0 a 100. En la Figura 1 se puede observar una comparación cualitativa de los algoritmos descritos dadas tres imágenes a color.

Sowmya et al. [9] desarrollaron una revisión detallada de diversos trabajos en el proceso de conversión de color a escala de grises enfocado en el procesamiento de la crominancia de las imágenes. En dicho trabajo se presentan técnicas de extracción de características y las comparaciones entre las técnicas.

III. ALGORITMO DE DECOLORACIÓN ESPECTRAL

En el trabajo realizado por Zhao y Tamimi [3] se presenta una alternativa para la decolorización preservando el contraste cromático. Nuestra propuesta, RGBaGris, emplea la estructura básica de transformación propuesta en dicho trabajo donde

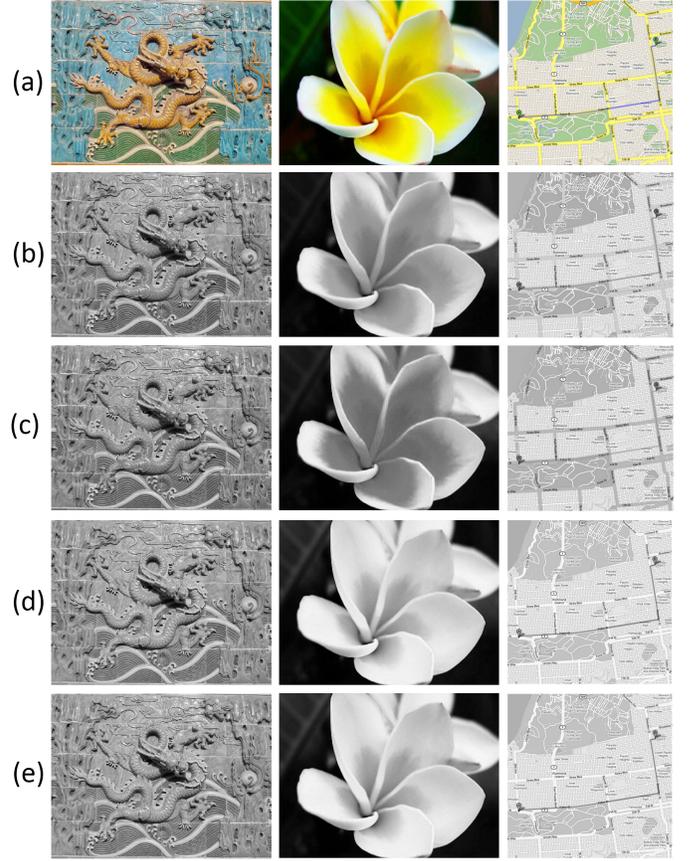


Figura 1: Comparación Cualitativa de los Algoritmos de Transformación de Color a Escala de Grises. (a) Imágenes a Color, (b) Promedio Ingenuo, (c) Luminancia HSL, (d) Luminancia y (e) Luminosidad

se introduce el contraste cromático en una imagen en escala de grises, dentro del dominio espectral. La técnica define el espacio CIELab de la imagen empleando, entre otros, dos parámetros de control para el grado de contraste cromático y la proporción de luminosidad. En el espacio CIELab, es posible extraer de una imagen su valor de luminosidad L , que va desde el negro al blanco, y los valores a y b , que indican las intensidades de rojo a verde, y el gradiente del azul respectivamente.

Desviándose del espacio de píxeles de una imagen, la preservación del contraste se basa en una imagen transformada en el espacio de frecuencia. La transformación calcula inherentemente la magnitud de los cambios entre los canales (e.g. el contraste), en todas las escalas espaciales. Entonces, solo se necesitan operaciones aritméticas sencillas para añadir diferencias cromáticas a la intensidad final de escala de grises.

Este algoritmo propone una decoloración que provee la preservación controlable del contraste en todas las escalas espaciales. Así se calcula la transformada de Fourier en el canal de luminosidad L , y en los dos canales cromáticos, a y b , de una imagen del espacio CIELab. Los valores transformados se pueden representar como \hat{L} , \hat{a} y \hat{b} , los cuales están rela-

cionados con los índices espaciales del cambio de intensidad en todas las escalas espaciales. Cada frecuencia del espectro (e.g. la magnitud) refleja el nivel de contraste en cada escala correspondiente entre los tres componentes de la imagen. Una imagen en escala de grises de la correspondencia de luminancia puede ser recuperada de una transformación inversa de Fourier de \hat{L} .

Este método implementa la decolorización aumentada modificando \hat{L} incorporando compensación de \hat{a} y \hat{b} . Posteriormente la transformada inversa logra una la imagen en escala de grises preservando las diferencias visuales de luminancia y crominancia. Esto corresponde un factor clave en la decolorización ofreciendo un esquema para calcular dos coeficientes empleados en la adición del contraste cromático con el contraste de luminancia: (1) un coeficiente para definir el grado del contraste cromático a ser incorporado, y (2) un coeficiente para determinar los diferentes niveles de contraste cromático de dos canales diferentes respectivamente.

A. Optimización del Contraste

Al efectuar la transformada de Fourier para cada canal (L , a , b), del modelo CIELab, en una imagen a color I , se obtienen tres imágenes espectrales denominadas como \hat{L} , \hat{a} y \hat{b} . El proceso para lograr una imagen en escala de grises G_I es a través de la transformación inversa de \hat{L} : $G_I = IF(\hat{L})$, donde $IF()$ representa la inversa de la transformada de Fourier. Así, se introduce el contraste cromático en una imagen en escala de grises **mejorada**, \hat{G}_I en el dominio de la frecuencia. De este modo, \hat{G}_I se calcula la transformada inversa de Fourier como:

$$\hat{G}_I = IF(\hat{E}) \quad (7)$$

En la ecuación 7, I representa la imagen a color y \hat{E} la escala de grises modificada en el dominio de la frecuencia. Por su parte, la imagen \hat{E} se construye de la siguiente forma:

$$\hat{E} = \hat{H}(\hat{L}, \hat{a}, \hat{b}) \quad (8)$$

La función \hat{H} calcula una intensidad de la escala de grises modificada en el dominio de la frecuencia \hat{E} a partir de las contrapartes del dominio de la frecuencia del canal de luminancia original y sus dos canales cromáticos (ver ecuación 8). Ahora, solo queda definir el cálculo de \hat{H} , la cual se debe implementar en cada frecuencia como:

$$\hat{H}(\hat{L}, \hat{a}, \hat{b}) = (1 - \hat{\theta})\hat{L} + \hat{\theta}(\hat{\phi}\hat{a} + (1 - \hat{\phi})\hat{b}) \quad (9)$$

En la ecuación 9 el coeficiente $\hat{\theta}$ controla el grado del contraste cromático incorporado al resultado en escala de grises, y $\hat{\phi}$ representa el coeficiente para determinar las contribuciones relativas de los canales a y b . Todos los valores de Fourier y coeficientes son dependientes de la frecuencia, y son omitidos en la ecuación por simplicidad de esta.

B. Control de Parámetros

Los coeficientes $\hat{\theta}$ y $\hat{\phi}$ determinan cambios en el contraste en los resultados en escala de grises. De hecho, éstos valores pueden calcularse automáticamente de acuerdo con los valores obtenidos en el espectro de Fourier. Por su parte, $\hat{\theta}$ modela el grado del contraste cromático incorporado que se relaciona con la pérdida relativa de conversión, la cual es medida por la diferencia ponderada de RGB y la diferencia de luminancia. En nuestra propuesta, definimos estas diferencias como se muestra en la ecuación 10. Cabe destacar que dicha operación se debe realizar por cada frecuencia de los valores complejos obtenidos. La ecuación modela una estabilidad para el contraste, y para su cálculo nos basamos en la ecuación 3 de luminancia.

$$\hat{\theta} = 1 - \frac{|\hat{L}|}{|\hat{R}| \times 0.299 + |\hat{G}| \times 0.587 + |\hat{B}| \times 0.114} \quad (10)$$

Nótese que en la ecuación 10, el símbolo $|\dots|$ representa el espectro de los valores complejos y \hat{R} , \hat{G} , \hat{B} los resultados de la transformada de Fourier de los canales R , G , B .

Por otro lado, el coeficiente $\hat{\phi}$ se calcula por la proporción relativa del espectro a y b como se muestra en la ecuación 11. Para conseguir la consistencia y estabilidad global, el término $\hat{\phi}$ es modificado de la propuesta en [3]. Esta decisión se obtuvo luego de desplegar los resultados para $\hat{\phi}$ en el rango de valores de un conjunto de imágenes en escala de grises, evitando mínimos locales para ciertos valores que ocurren en la versión original.

$$\hat{\phi} = \frac{|\hat{a}| - |\hat{b}|}{|\hat{a}| + |\hat{b}|} \quad (11)$$

Tanto $\hat{\theta}$ y $\hat{\phi}$ pueden ser calculados automáticamente en cada frecuencia y aplicarse en la ecuación (9). Sin embargo, desde el punto de vista de implementación, estos valores pueden ser promediados en todas sus frecuencias o asignadas de forma manual. De hecho, es posible hacer una ponderación de cada frecuencia de acuerdo con criterios de magnitud o fase. En este trabajo se emplea la opción manual para controlar los parámetros acorde con el resultado visual inmediato.

En la Figura 2 se pueden observar algunos ejemplos de comparación del canal L de CIELab (Figura 2(a)) y de RGBaGris (Figura 2(b)). Dado que nuestra propuesta se basa en valores manuales para $\hat{\theta}$ y $\hat{\phi}$, la Figura 2(b) puede variar. Esta variación se obtuvo a través de una interfaz gráfica que se explica en la siguiente sección.

C. Implementación

Para la implementación del algoritmo se empleó el lenguaje de programación C++ junto con la biblioteca OpenCV [10]. Para el control de los parámetros de forma manual, se optó por desarrollar una interfaz gráfica que muestre en tiempo real los resultados. La interfaz fue realizada usando la biblioteca Qt (<https://www.qt.io>) junto con la herramienta Qt Creator.

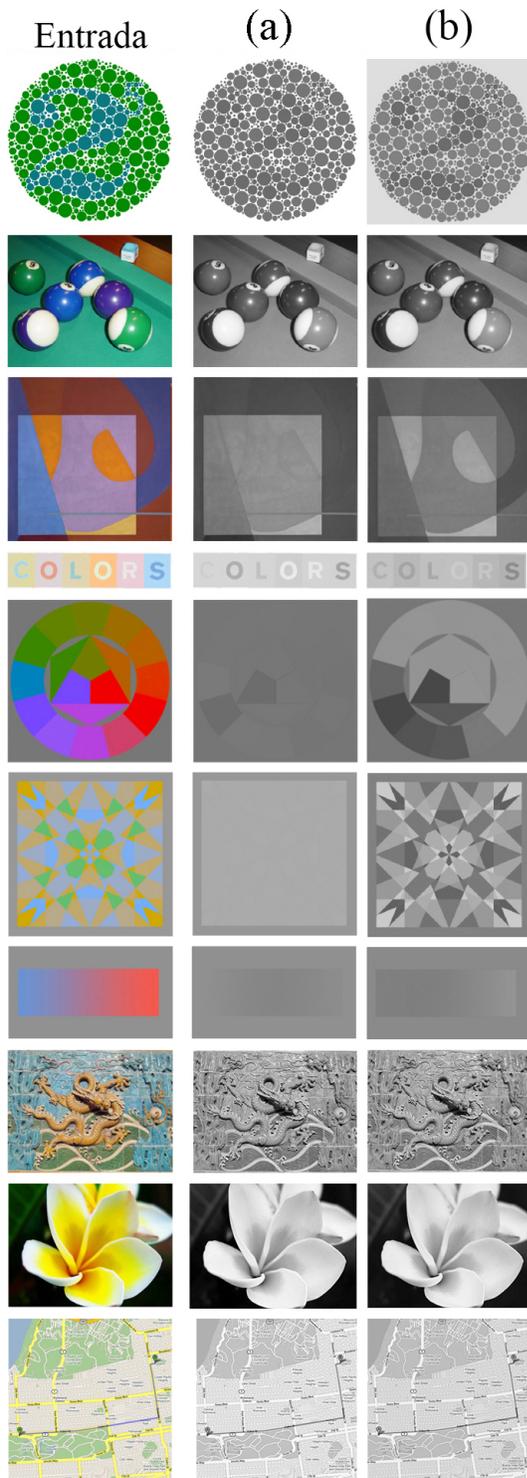


Figura 2: Comparación del (a) Canal L de CIELab vs. (b) RGBaGris con los Parámetros Promediados

El algoritmo originalmente fue desarrollado en su etapa conceptual en Matlab [11]. De hecho, una vez los resultados fueron ajustados acorde a lo esperado, se realizó la migración al lenguaje C++. El código fuente se encuentra disponible para su uso abierto en el repositorio público Github¹. Igualmente,

¹<https://github.com/irenita/ImplementacionDecolorizacionEspectral>

una demostración de la utilización de RGBaGris se encuentra alojada en un vídeo en la plataforma Youtube².

En la Figura 3 se observa una interfaz para la decolorización de una imagen a color. Los valores de los coeficientes θ , ϕ se pueden modificar en el rango $[-3, +3]$ y $[-5, +5]$ respectivamente. Igualmente, el valor de luminosidad es posible variarlo dentro del rango $[-1, +1]$. También, es posible que los coeficientes se calculen de forma automática por cada frecuencia, o un promedio de cada una.

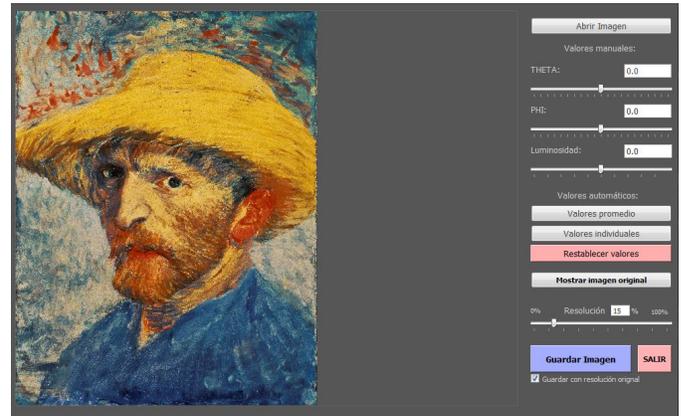


Figura 3: GUI Propuesta para el Despliegue de la Imagen y Control de sus Parámetros en Tiempo Real

Un detalle interesante que se presenta en la GUI es la resolución de la imagen. Un valor porcentual reduce la imagen aplicando interpolación bilineal afectando directamente el resultado generado por los coeficientes. Esto se debe a que existe una menor cantidad de píxeles que aumentan o disminuyen una frecuencia en el espectro de Fourier. Empleando la GUI fue posible crear una serie de pruebas que evalúan la calidad de una imagen y permiten obtener una métrica adecuada. Dichas pruebas y sus resultados se presentan a continuación.

IV. EVALUACIÓN DE LA CALIDAD

RGBaGris es evaluada para determinar si genera una escala de grises perceptualmente aceptable tal que maximice la percepción visual. Para ello, se emplea una evaluación de la calidad de la imagen, *image quality assessment* (IQA), propuesta por Gupta et al. [12] que las divide en dos categorías: evaluación subjetiva y evaluación objetiva.

Métrica Subjetiva

La evaluación subjetiva de la calidad se considera un método confiable de evaluación de la calidad y, a menudo, se emplea para recopilar puntajes de calidad. Según Zerman et al. [13], se pueden emplear métodos de calificación directa (*rating*) y de clasificación (*ranking*), donde los métodos de clasificación solicitan a los observadores comparar dos o más estímulos y sean ordenados según su calidad. El método de clasificación más empleado es la comparación por pares debido a la

²https://www.youtube.com/watch?v=Bk_7erReW8E

simplicidad de la tarea y la consistencia de los resultados.

En la comparación por pares solo se muestran dos imágenes a la vez y se le solicita a un participante que elija una de ellas de acuerdo con algún criterio (e.g. más agradable visualmente, más bonita, etc.), permitiendo de esta forma medir un atributo perceptivo de interés. Sin embargo, Brown y Peterson [14] proponen presentar todos los pares posibles de elementos a cada encuestado, tal que se elija el par de elementos que mejor satisfaga un criterio de elección. De esta forma, es posible calcular valores de escala en una tarea experimental sencilla con el fin de tener errores de medición bajos (en comparación con el *rating*).

En RGBaGris se emplea el enfoque de Ćadić [15] donde se especifica un experimento subjetivo perceptual para evaluar las conversiones de imágenes de color a escala de grises, llamado experimento de precisión. Las imágenes en escala de grises se presentan junto con la imagen en color original (referencia). Dicho experimento se realiza utilizando la técnica psicofísica de comparaciones por pares conocida como el paradigma de experimentos 2AFC (*two alternatives forced choice* - elección forzada de dos alternativas). Así, cada vez se van presentando dos imágenes en escala de grises junto con la de color original en el centro. Los observadores deben de seleccionar una de las dos imágenes en escala de grises que esté más cerca en apariencia de la imagen en color original, es decir, la imagen que mejor reproduzca a la original.

Ahora, los resultados de este experimento podrían ser estudiados a través de distintas técnicas, y en este trabajo optamos por la metodología de Thurstone. Thurstone postuló la existencia de un continuo psicológico, es decir, una escala unidimensional abstracta y desconocida, donde los objetos se posicionan según una característica específica de éstos que evoca una respuesta subjetiva en cada uno de los jueces. La posición de un objeto es directamente proporcional al valor del atributo, es decir, aumenta a la derecha y disminuye a la izquierda de la escala. En el ámbito de psicología de la decisión, a este metodología se le conoce como Ley del juicio comparativo de Thurstone [16], la cual aún sigue vigente en la actualidad.

El modelo de Thurstone proporciona un método para estimar la diferencia de escala para cualquier par de opciones mediante la estimación de la probabilidad P de una opción A frente a otra B , $P(A > B)$, por la proporción empírica de personas que prefieren A sobre B . Sin embargo, al considerar más de dos opciones, este enfoque se rompe porque estos valores necesitan ser adaptados para que se ajusten a una escala unidimensional. Para solventar ello se aplica la solución propuesta en [17] donde se aplica el método de mínimos cuadrados para promediar las puntuaciones obtenidas y así determinar las puntuaciones de calidad para un conjunto de opciones.

Métrica Objetiva

Una manera confiable de evaluar la calidad de una imagen es mediante la evaluación subjetiva. Sin embargo, es un forma

lenta, costosa y poco práctica para los sistemas de procesamiento de imágenes en tiempo real. En los últimos años ha habido un mayor interés en desarrollar métricas objetivas de la IQA que sean consistentes con las medidas de calidad perceptiva. Según la disponibilidad de una imagen original, las métricas objetivas de calidad de imagen se clasifican en, referencia completa (*Full-Reference* - FR), sin referencia (*No-Reference* - NR) y referencia reducida (*Reduced-Reference* - RR).

En un escenario como el planteado en RGBaGris, las métricas FR son las adecuadas. Enfoques como el error cuadrático medio (*mean squared error* - MSE), o índice de similitud estructural (*structural similarity* - SSIM) no se consideran adecuadas dado que las imágenes de referencia y transformadas (i.e. en escala de grises en el dominio de la frecuencia) no tienen la misma dimensión.

En [18] se propone un modelo de calidad objetivo que predice automáticamente la calidad percibida de las imágenes de un proceso C2G, de color a grises - *color to gray*. El modelo se basa en el índice SSIM, construyendo un índice de similitud estructural C2G (C2G-SSIM) que evalúa las similitudes de luminancia, contraste y estructura entre la imagen de color de referencia y la imagen convertida C2G, combinando estos componentes para obtener una medida de calidad general.

El esquema del índice C2G-SSIM se muestra en la Figura 4. Primero se transforma la imagen de color de referencia y la imagen de prueba C2G en un espacio de color. Luego, se miden las distorsiones de la luminosidad, el contraste y la estructura para capturar los cambios de calidad percibidos e introducidos por la conversión C2G. Finalmente, se combinan las tres medidas anteriores en una medida de calidad general.

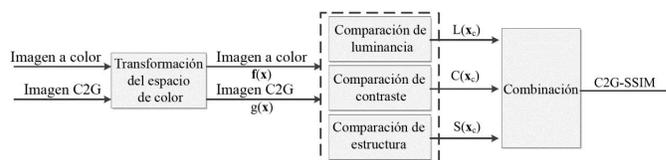


Figura 4: Esquema para el Cálculo del Índice C2G-SSIM

Es importante destacar que el índice C2G-SSIM, denominado como $Q(f, g)$ en el trabajo de Ma et. al. [18], se aplica en un espacio de color de uniformidad perceptiva (i.e. CIELab), donde la distancia euclidiana entre dos puntos de color es proporcional a la diferencia de color percibida. El valor máximo de $Q(f, g)$ es 1 que representa una mayor similitud.

Coefficientes de Correlación

Al emplear pruebas de *ranking*, es posible aplicar métricas de rendimiento objetivo como el coeficiente de correlación de Spearman (*Spearman rank correlation coefficient* - SRCC) y el coeficiente de correlación de Kendall (*Kendall rank correlation coefficient* - KRCC), donde ambos cuantifican la relación entre dos descriptores. Estas métricas permiten medir el grado de correlación entre dos valoraciones dadas, es decir, la asociación o interdependencia. Estos índices son

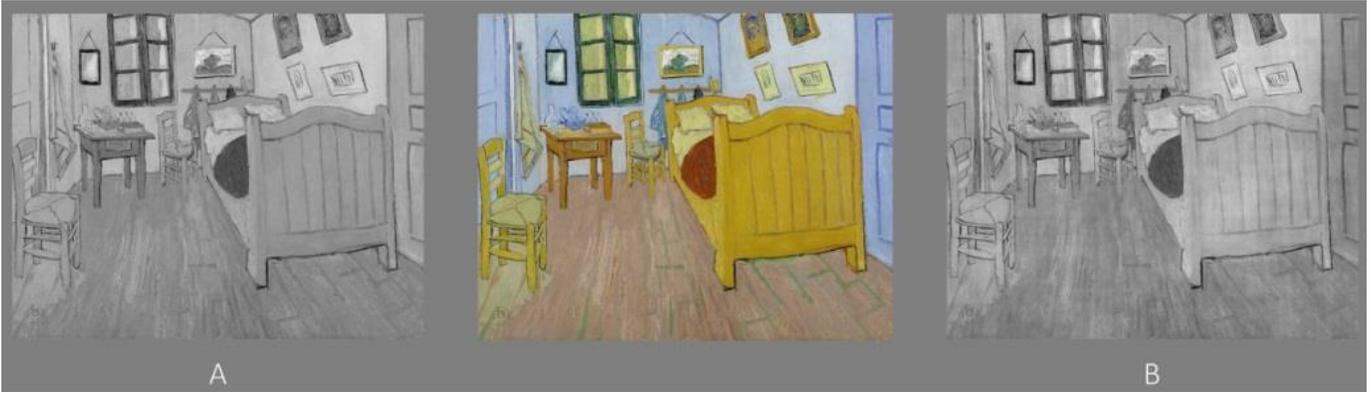


Figura 5: Ejemplo de Presentación de las Imágenes a los Encuestados. Dos Imágenes Transformadas de la Imagen Original, en este Caso, *Bedroom in Arles*

adecuados para medir la correlación entre los resultados de las evaluaciones de calidad subjetiva y objetiva. Estas métricas son tomadas del libro de Legendre y Legendre [19], donde se especifican dichos coeficientes de correlación.

V. EXPERIMENTACIÓN

Los experimentos fueron realizados para demostrar la efectividad de RGBaGris, aplicando evaluación subjetiva y objetiva. Así, dada una serie de imágenes y distintos tipos de conversiones, se somete a sujetos de prueba a la visualización y análisis de las imágenes. Para este proceso se considera factores como correcta iluminación, no más de 20 minutos para evitar fatiga visual, y distinto orden de entrega para evitar sesgos en los resultados. Se aplica la metodología de las combinaciones por pares 2AFC que requiere de la aplicación de encuestas, y se sigue la métrica C2G-SSIM para la evaluación subjetiva y objetiva respectivamente.

Las imágenes a color seleccionadas son un conjunto de veinte imágenes de pinturas de diversos artistas, digitalizadas en distintas resoluciones. En la Figura 6 se muestran las imágenes, de diversas fuentes dedicadas al arte que permiten su descarga libre en diferentes resoluciones. Entre las fuentes se encuentran images.nga.gov, artgallery.yale.edu, en.gallerix.ru, entre otros. En la Tabla II se muestra la descripción de las obras y la resolución empleada en píxeles.

A. Tipos de Coeficientes

Nuestra propuesta permite la manipulación de la imagen resultante en escala de grises a través de distintos coeficientes, como se describe en la Sección III-B. Entonces, se evalúa $\hat{\theta}$ y $\hat{\phi}$ en su forma automática y manual, obteniendo las distintas combinaciones de coeficientes mostradas en la Tabla I, donde **Imagen X** identifica la imagen a la cual se le aplica los valores de los coeficientes indicados, la columna de letras **A**, **B**, ..., **J** identifican una combinación de $\hat{\theta}$ y $\hat{\phi}$. Por ejemplo, la combinación D indica que $\hat{\theta}$ se calcula de forma individual por cada frecuencia, y $\hat{\phi}$ como el promedio de todas ellas.

Para cada una de las 20 imágenes a color a evaluar (descritas en la Figura 6) los coeficientes utilizados son únicos, es decir, no se utiliza el mismo valor de coeficiente para todas las

Tabla I: Combinación de los Coeficientes a Evaluar

	Imagen X	
	$\hat{\theta}$	$\hat{\phi}$
A	Promedio	Promedio
B	Individuales	Individuales
C	Promedio	Individuales
D	Individuales	Promedio
E	Manual	Manual
F	Promedio	Manual
G	Manual	Promedio
H	Individuales	Manual
I	Manual	Individuales
J	L de CIELab	

imágenes. El valor automático de coeficiente de tipo *Promedio* no será el mismo para la Imagen 4 que para la Imagen 12. En el caso de los valores automatizados individualmente, que genera una matriz como coeficiente, no se detalla dicha matriz para su cómputo sino que se identifica dicho coeficiente con el nombre *Individuales*.

B. Aplicación de Encuestas

Los resultados de las imágenes en escala de grises obtenidas se evaluaron de forma subjetiva empleando la técnica 2AFC [15] (explicado en la Sección IV). El experimento consiste en que cada vez se van presentando dos imágenes en escala de grises junto con la de color original en el centro, tal como se muestra en la Figura 5. Los observadores deben de seleccionar una de las dos imágenes en escala de grises que esté más cerca en apariencia de la imagen en color original, es decir, la imagen que mejor reproduzca a la original. El orden de presentación de las imágenes a evaluar y el par de selección sin orden en particular.

Se cuentan con 20 imágenes a color, 10 resultados en escala de grises por cada una de ellas y seis 6 evaluaciones por combinación de pares (entre distintos sujetos). Por imagen a color, se tienen $\frac{10 \times (10-1)}{2} = 45$ permutaciones de combinaciones por pares de resultados en escala de grises, dando un total de $20 \times 45 \times 6 = 5400$ evaluaciones de combinaciones por pares. Estas 5400 comparaciones se distribuyeron de forma pseudoaleatoria entre 30 sujetos de prueba, con un total de 180 comparaciones por participante.

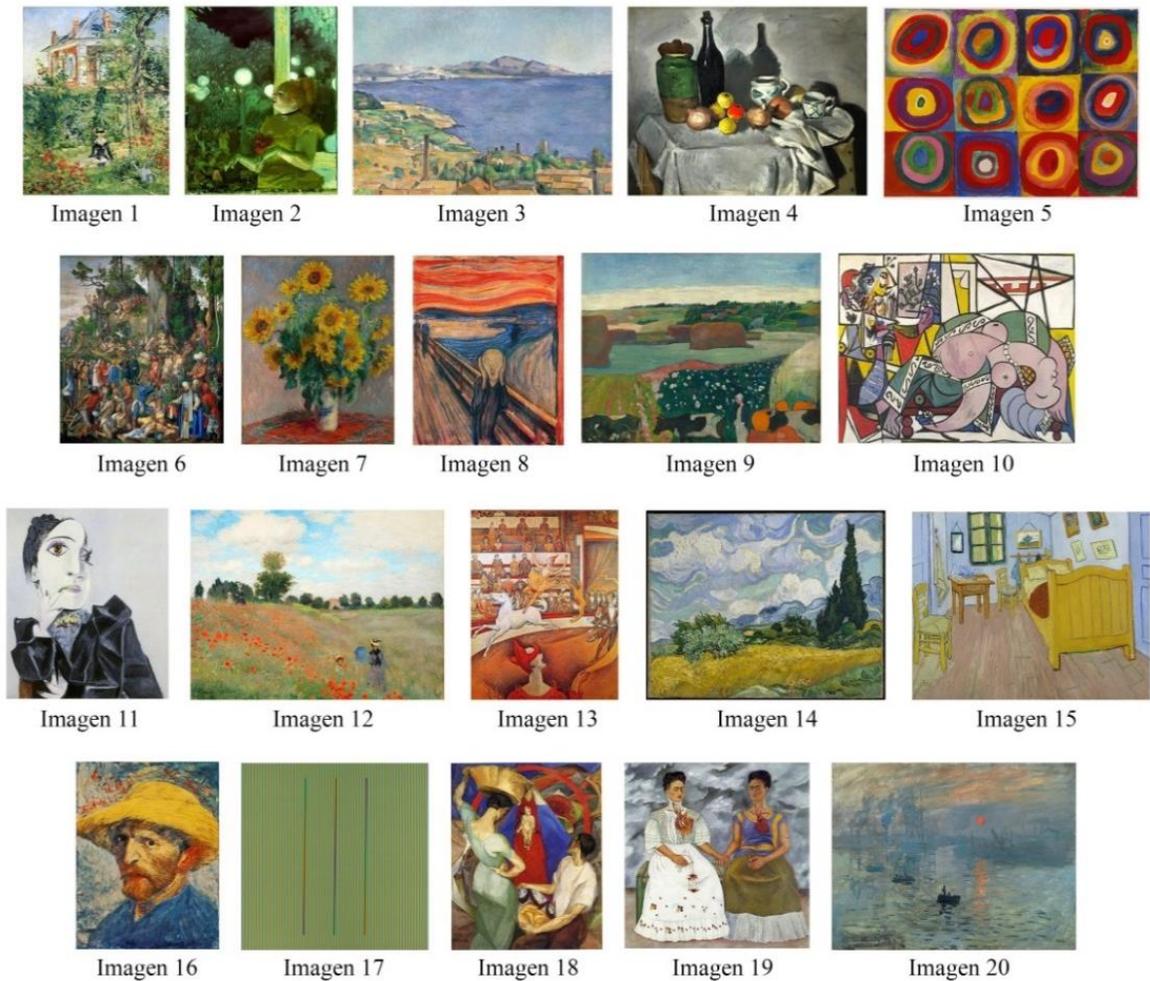


Figura 6: Imágenes Empleadas en las Pruebas de RGBaGris

Tabla II: Descripción Detallada de las Imágenes Utilizada en las Pruebas

Id	Nombre	Autor	Resolución (px.)
1	In the Garden of Bellevue	Edouard Manet	3203 x 4125
2	Cafe-Concert: The Song of the Dog	Edgar Degas	810 x 1000
3	The Gulf of Marseilles Seen from L'Estaque	Paul Cézanne	3705 x 2696
4	Fruits	Paul Cézanne	3799 x 2996
5	Color Study	Wassily Kandinsky	1067 x 797
6	Martyrdom of the Ten Thousand	Alberto Durero	2898 x 3329
7	Bouquet of Sunflowers	Claude Monet	3238 x 4000
8	The Scream (1893)	Edvard Munch	1397 x 1759
9	Haystacks in Brittany	Paul Gauguin	4000 x 3178
10	L'Atelier (Deux personnages)	Pablo Picasso	1064 x 854
11	Buste de Dora Maar	Pablo Picasso	736 x 865
12	Les Coquelicost	Claude Monet	2500 x 1870
13	The Circus	Georges Seurat	1184 x 1528
14	Wheat Field with Cypresses	Vincent Van Gogh	3811 x 3016
15	Bedroom in Arles	Vincent Van Gogh	4433 x 3500
16	Self-Portrait with Straw Hat	Vincent Van Gogh	3204 x 4200
17	Sábado	Carlos Cruz-Diez	720 x 720
18	La adoración de la Virgen	Diego Rivera	1608 x 1993
19	Las dos Fridas	Frida Kahlo	729 x 733
20	Impression Sunrise	Claude Monet	1600 x 1245

Los resultados del experimento subjetivo son estudiados a través de la metodología del escalamiento psicológico de Thurstone [20] para estimar la diferencia de puntaje de calidad para dos opciones utilizando la Ley del Juicio Comparativo (Caso V) [21], y el cálculo de Mosteller [17]: generación de la matriz de frecuencias, matrices de proporciones, matriz de puntuaciones, y promedio de las puntuaciones Z .

Para cada par de imágenes en escala de grises se obtienen 120 evaluaciones. En la Figura 7 se observan los resultados escalares obtenidos para la imagen 1, donde el mejor resultado se encuentra más a la derecha. La separación entre los puntos indica la similitud perceptual; en este caso particular, la imagen en escala de grises generada a partir de la imagen 1 a color con los coeficientes identificados con el par H (θ individual y ϕ manual) es la peor clasificada en la escala perceptual. Por su parte, la imagen en escala de grises generada con los coeficientes identificados con el par E (θ y ϕ manual) obtiene la mejor clasificación en la escala perceptual.

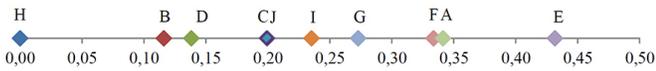


Figura 7: Evaluación Basada en Posiciones Escalares Para las Distintas Combinaciones en la Imagen 1

C. Métrica C2G-SSIM

Esta métrica se calcula en Matlab, utilizando las mismas combinaciones que en la evaluación subjetiva y se compara el resultado de ambas utilizando las métricas de correlación SRCC y KRCC. Por su parte, el cálculo de los resultados de las encuestas se realiza en Microsoft Excel para organizarlas en tablas y gráficos.

La evaluación a través de la métrica automatizada C2G-SSIM [18], se aplica para cada imagen a color y sus respectivas transformaciones en escala de grises de este trabajo. Para obtener la escala general de los índices de todas las imágenes se suman todos los resultados C2G-SSIM obtenidos por cada uno de los distintos tipos de coeficientes aplicados y se promedian entre el número de grupos evaluados.

Los resultados obtenidos permiten clasificar de forma ascendente o descendente las imágenes transformadas en escala de grises, donde el mayor índice C2G-SSIM se traduce en una mejor calidad perceptual. Un ejemplo se observa en la Tabla III, donde están los índices para la imagen 1, *In the Garden of Bellevue*.

Al igual que la escala subjetiva, los resultados obtenidos con esta métrica objetiva es dependiente de la imagen de entrada y no del tipo de coeficiente utilizado. Por simplicidad, el índice general de C2G-SSIM se reduce al promedio de todos los resultados obtenidos por cada tipo de par de coeficientes utilizado.

D. Unificación de Resultados

Los coeficientes de correlación SRCC y KRCC [19] son aplicados entre los resultados obtenidos en las encuestas y los

Tabla III: Ejemplo de Índices C2G-SSIM para la Imagen 1

	C2G-SSIM
Color vs. A	0,93610
Color vs. B	0,92970
Color vs. C	0,93610
Color vs. D	0,93030
Color vs. E	0,93280
Color vs. F	0,93610
Color vs. G	0,93700
Color vs. H	0,91600
Color vs. I	0,93680
Color vs. J	0,93590

índices C2G-SSIM para determinar el grado de interdependencia que hay entre ambas evaluaciones y poder determinar cierta consistencia en las evaluaciones subjetivas. Antes de aplicar el cálculo de los coeficientes de correlación, se asigna a cada resultado obtenido en escala de grises (letras desde la A hasta la J) correspondientes a cada grupo generado por una imagen a color, y por cada tipo de evaluación realizada (subjetiva y objetiva), un escalar del 1 al 10, que indica la posición de preferencia que ocupa cada uno de estos resultados, de forma descendente: el 1 identifica los de mayor preferencia (i.e. mejor calidad perceptual) y 10 los de menor preferencia.

Un ejemplo de esta asignación se puede observar en la Tabla IV, donde se muestran las posiciones de clasificación obtenidas para la imagen 1 por cada tipo de evaluación a través de las columnas **THURSTONE** y **C2G-SSIM**, agrupadas en la columna **RANK**, que corresponden a los resultados crudos obtenidos de los promedios de las puntuaciones Z y a los índices C2G-SSIM, agrupados en la columna **RAW**.

Tabla IV: Posiciones de la Clasificación Obtenida Para la Imagen 1 en los Resultados de las Puntuaciones Z (THURSTONE) y de los Índices C2G-SSIM

	RAW		RANK	
	THURSTONE	C2G-SSIM	THURSTONE	C2G-SSIM
Color vs. A	0,7792	0,93610	4	3
Color vs. B	0,4716	0,92970	8	9
Color vs. C	0,6424	0,93610	6	4
Color vs. D	0,3643	0,93030	9	8
Color vs. E	0,7270	0,93280	5	7
Color vs. F	0,7822	0,93610	2	5
Color vs. G	0,8895	0,93700	1	1
Color vs. H	0,0000	0,91600	10	10
Color vs. I	0,7807	0,93680	3	2
Color vs. J	0,5562	0,93590	7	6

Una vez identificadas todas las posiciones de clasificación que ocupa cada resultado en escala de grises por cada imagen a color, es posible calcular los coeficientes de correlación. En la Tabla V se presenta los resultados obtenidos de ambos coeficientes por cada grupo de transformaciones en escala de grises por imagen a color.

Para una mejor visualización de los resultados de los coeficientes de correlación obtenidos, su gráfica se muestra en

Tabla V: Resultados de los Coeficientes de Correlación entre las Evaluaciones Subjetivas y Objetivas, Junto con las Transformaciones en Escala de Grises por Imagen a Color (Ordenadas Según las Clasificaciones Obtenidas)

IMAGEN	SRCC	KRCC	Ordenando los resultados									
			mejor									peor
Imagen 1 (THURSTONE)	0,86667	0,73333	G	F	I	A	E	C	J	B	D	H
Imagen 1 (C2G-SSIM)			G	I	A	C	F	J	E	D	B	H
Imagen 2 (THURSTONE)	0,64848	0,46667	A	E	G	F	J	I	C	B	H	D
Imagen 2 (C2G-SSIM)			E	J	C	F	A	G	I	H	D	B
Imagen 3 (THURSTONE)	0,46667	0,33333	A	E	I	J	G	F	B	C	D	H
Imagen 3 (C2G-SSIM)			G	J	I	F	C	A	E	D	B	H
Imagen 4 (THURSTONE)	0,63636	0,42222	A	F	D	B	C	J	G	H	E	I
Imagen 4 (C2G-SSIM)			J	F	C	A	B	D	I	G	H	E
Imagen 5 (THURSTONE)	0,73333	0,6	C	G	I	J	A	E	F	D	B	H
Imagen 5 (C2G-SSIM)			E	G	I	J	C	A	F	D	H	B
Imagen 6 (THURSTONE)	-0,15152	-0,15556	F	E	D	A	G	C	B	I	J	H
Imagen 6 (C2G-SSIM)			J	G	I	A	C	F	D	B	E	H
Imagen 7 (THURSTONE)	0,93939	0,82222	E	J	C	A	F	B	D	H	G	I
Imagen 7 (C2G-SSIM)			E	J	F	C	A	D	B	H	I	G
Imagen 8 (THURSTONE)	0,75758	0,55556	E	G	I	A	J	F	H	B	D	C
Imagen 8 (C2G-SSIM)			E	I	G	J	F	C	A	D	B	H
Imagen 9 (THURSTONE)	0,6	0,46667	E	B	G	I	D	F	A	H	C	J
Imagen 9 (C2G-SSIM)			E	G	I	F	J	D	B	C	A	H
Imagen 10 (THURSTONE)	0,61212	0,46667	E	A	C	I	G	F	D	J	B	H
Imagen 10 (C2G-SSIM)			G	I	A	C	F	J	E	D	B	H
Imagen 11 (THURSTONE)	0,01216	0,02222	C	F	D	A	B	G	I	J	H	E
Imagen 11 (C2G-SSIM)			J	D	B	G	I	F	H	A	C	E
Imagen 12 (THURSTONE)	0,35758	0,28889	F	E	H	J	I	A	G	C	B	D
Imagen 12 (C2G-SSIM)			E	I	G	J	A	F	C	D	B	H
Imagen 13 (THURSTONE)	0,87879	0,73333	E	I	F	J	A	G	B	C	D	H
Imagen 13 (C2G-SSIM)			E	I	G	J	F	A	C	D	B	H
Imagen 14 (THURSTONE)	0,4303	0,33333	E	B	G	A	C	D	I	H	J	F
Imagen 14 (C2G-SSIM)			E	G	I	A	C	F	J	D	B	H
Imagen 15 (THURSTONE)	0,32121	0,28889	E	I	J	G	F	A	D	H	B	C
Imagen 15 (C2G-SSIM)			J	G	I	C	F	A	H	D	E	B
Imagen 16 (THURSTONE)	0,5183	0,46667	E	D	G	I	F	A	H	J	B	C
Imagen 16 (C2G-SSIM)			E	G	I	J	F	C	A	D	B	H
Imagen 17 (THURSTONE)	-0,62424	-0,46667	I	G	J	F	A	C	D	E	H	B
Imagen 17 (C2G-SSIM)			E	B	D	C	G	A	H	I	J	F
Imagen 18 (THURSTONE)	0,38182	0,24444	A	F	H	C	D	E	G	J	I	B
Imagen 18 (C2G-SSIM)			F	C	A	I	J	G	D	B	H	E
Imagen 19 (THURSTONE)	0,52888	0,42222	F	C	B	A	H	D	E	J	G	I
Imagen 19 (C2G-SSIM)			J	F	C	A	E	D	B	H	I	G
Imagen 20 (THURSTONE)	0,35758	0,24444	D	H	B	F	I	A	J	E	C	G
Imagen 20 (C2G-SSIM)			J	D	B	C	A	F	H	I	G	E

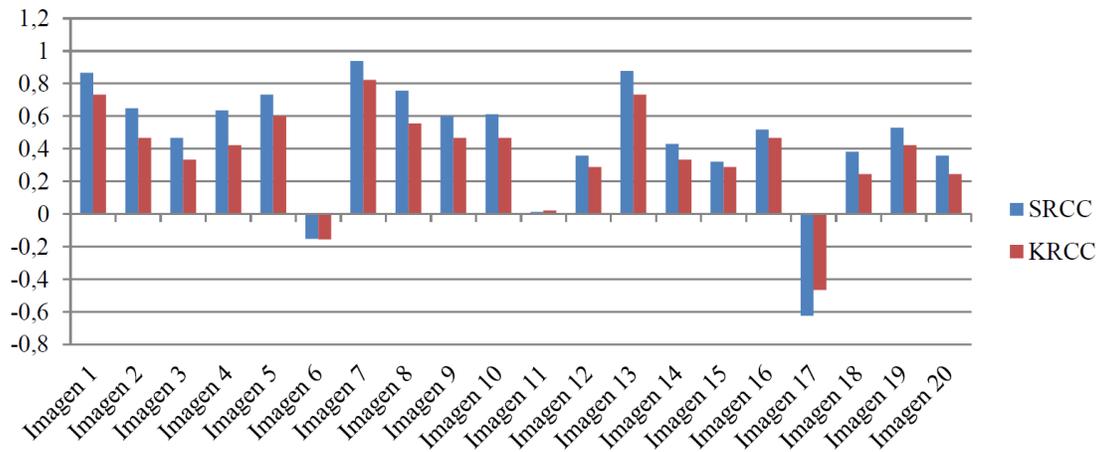


Figura 8: Coeficientes de Correlación SRCC y KRCC para las Imágenes Evaluadas

la Figura 8, donde se detalla que las imágenes 6, 11 y 17 presentan una relación entre la evaluación subjetiva y objetiva es inversa o indistinguible. Esto representa que hay una alta discrepancia entre los resultados subjetivos y objetivos para esos casos, analizando podemos deducir algunos factores de impacto:

- Imagen 6: su complejidad visual, con numerosos detalles y alta resolución.
- Imagen 11: pocos colores y pocos detalles de contraste visual
- Imagen 17: su baja resolución y calidad de compresión para la complejidad de sus detalles, originando confusión visual en la percepción de las líneas; lo que podría originar selecciones aleatorias por parte de los encuestados, impidiendo una relación directa con el cálculo de calidad objetivo de C2G-SSIM.

La Tabla V pone en evidencia que ningún tipo de coeficiente aplicado al algoritmo de transformación propuesto arroja la misma calidad perceptual para las imágenes a color dadas; dependiendo de la imagen a color dada la clasificación de cada tipo de coeficiente varía al menos en una posición, siendo necesario analizar el comportamiento de los resultados para cada imagen a color con sus correspondientes transformaciones en escala de grises.

Es posible afirmar que las transformaciones en escala de grises obtenidas aplicando los coeficientes identificados como E ($\bar{\theta}$ manual y $\bar{\phi}$ manual), presentan el resultado con mayor calidad perceptual para las imágenes 2, 7, 8, 9, 12, 13, 14 y 16, mientras que se presenta el caso opuesto (peor calidad perceptual) para la imagen 4; también se observa que para la imagen 15 obtiene la mayor calidad perceptual en la métrica subjetiva y la peor calidad perceptual en la métrica objetiva.

Dentro de los resultados con los coeficientes automatizados consideramos que:

- El tipo de coeficiente identificado como A (es decir, $\bar{\theta}$ promedio y $\bar{\phi}$ promedio), nunca es clasificado con la peor calidad perceptual y obtiene las mejores clasificaciones para las evaluaciones subjetivas en las imágenes 2, 3, 4 y

18, y supera las clasificaciones de los tipos de coeficientes identificados como B y J, tanto para las evaluaciones subjetivas como objetivas, en las imágenes 1, 10 y 18.

- El tipo de coeficiente identificado como B (es decir, $\bar{\theta}$ individuales y $\bar{\phi}$ individuales), a pesar de no obtener ninguna clasificación sobresaliente, para las imágenes 9 y 20 supera la obtenida por tipo de coeficiente identificado como A, tanto en las evaluaciones subjetivas como objetivas.
- El tipo de coeficiente identificado como C (es decir, $\bar{\theta}$ promedio y $\bar{\phi}$ individuales) logra superar las clasificaciones obtenidas por el tipo de coeficiente identificado como A en las imágenes 5, 7 y 19.
- En relación a la transformación identificada como J (canal L de CIELab), en las imágenes 7, 12, 13 y 15, supera las clasificaciones obtenidas por los tipos de coeficientes automatizados identificados como A, B, C y D, tanto en las evaluaciones subjetivas como objetivas.
- El tipo de coeficiente identificado como H (es decir, $\bar{\theta}$ individuales y $\bar{\phi}$ manual) es el peor clasificado en prácticamente todas las imágenes menos en la evaluación subjetiva de la imagen 20.

VI. CONCLUSIONES Y TRABAJOS A FUTURO

En este trabajo se presentó RGBaGris, un enfoque basado en la decolorización espectral, empleando la transformada de Fourier en el dominio espectral, para la transformación de imágenes a color a escala de grises, dentro del espacio CIELab, con la menor cantidad de pérdida de información, preservando los detalles perceptuales.

A través de las evaluaciones aplicadas a una muestra de veinte imágenes a color con distintas características y complejidades, es posible concluir que los coeficientes controlados de forma manual arrojan la máxima calidad perceptual, aunque para algunas imágenes esta selección no es la óptima. El control manual representa un reto para el sujeto que manipula los valores, además de demandar tiempo en su ajuste y sumado a la percepción subjetiva de esta sola persona. Esto no garantiza el mejor resultado para el resto de las personas que evalúan la misma imagen.

Considerando la escala de calidad subjetiva promediada, por razones de confiabilidad a lo largo del tiempo de este tipo de evaluaciones, y los tipos de coeficientes automatizados (A, B, C y D), se puede decir que A ($\bar{\theta}$ promedio y $\bar{\phi}$ promedio) logra obtener una calidad perceptual mayor al canal L del espacio CIELab (J), mientras que B ($\bar{\theta}$ individuales y $\bar{\phi}$ individuales), C ($\bar{\theta}$ promedio y $\bar{\phi}$ individuales) y D ($\bar{\theta}$ individuales y $\bar{\phi}$ promedio) no logran obtener una calidad perceptual mayor a la obtenida por J, ni por alguna combinación, aparte de A, que contenga algún valor de coeficiente controlado de forma manual, como F, G e I. De hecho, creemos que el estudio de los valores manuales seleccionados del tipo de coeficiente identificado como E podría brindar pistas hacia una solución automatizada.

La optimización del código implementado, para manipulaciones en tiempo real en imágenes con alta resolución podría ser un trabajo a futuro, así como la disminución del espacio de almacenamiento de las imágenes en escala de grises. Del mismo modo, se plantea la implementación de RGBaGris un *plugin* o componente para alguna aplicación de edición de imágenes de uso común (e.g. Photoshop, GIMP). Igualmente, es posible aplicar este enfoque en aplicaciones médicas [22] donde el nivel de percepción visual de imágenes en escala de grises es primordial y en muchos casos subjetivo de acuerdo con el evaluador.

REFERENCIAS

- [1] R. Bala y R. Eschbach. *Spatial Color-to-Grayscale Transform Preserving Chrominance Edge Information*, En Proceedings de Color Imaging Conference, pp. 82–862, 2004.
- [2] K. Rasche, R. Geist, y J. Westall. *Re-coloring Images for Gamuts of Lower Dimension*, Computer Graphics Forum, vol. 24, pp. 423–432, 2005.
- [3] Y. Zhao y Z. Tamimi. *Spectral Image Decolorization*, En Bebis G. et al. (eds) *Advances in Visual Computing. Lecture Notes in Computer Science*, Springer, vol. 6454, Berlin, Heidelberg, 2010.
- [4] K. McLaren. *XIII—The Development of the CIE 1976 (L*a*b*) Uniform Colour Space and Colour-Difference Formula*, Journal of the Society of Dyers and Colourists, vol. 92, pp. 338–341, 1976.
- [5] C. Kanan y G. W. Cottrell. *Color-to-Grayscale: Does the Method Matter in Image Recognition?*, PLoS ONE, vol. 7, no. 1:e29740, USA, January 2012.
- [6] K. Jack. *Video Demystified: A Handbook for the Digital Engineer*, Newnes, 5ta. Edición, 2007.
- [7] W. Pratt. *Digital Image Processing*, 4ta. Edición, Ed. Wiley-Interscience, 2007.
- [8] A. Bosch, A. Zisserman, y X. Munoz. *Image Classification using Random Forests and Ferns*, En Proceedings de la IEEE 11th International Conference on Computer Vision, pp. 1–8, 2007.
- [9] V. Sowmya, D. Govind, y K. P. Soman. *Significance of Processing Chrominance Information for Scene Classification: A Review*, Artificial Intelligence Review, vol. 53, pp. 811–842, 2020.
- [10] OpenCV team. *Open Source Computer Vision Library*, Disponible en <https://github.com/itseez/opencv>, 2020.
- [11] The MathWorks Inc. *Matlab version 9.2 (R2017a)*, Disponible en <https://www.mathworks.com/products/matlab.html>, 2017.
- [12] R. Gupta, D. Bansal, y C. Singh. *A Survey on Various Objective Image Quality Assessment Techniques*, International Journal of Engineering and Technical Research (IJETR), vol. 2, no. 7, India, pp. 99–104, 2014.
- [13] E. Zerman, V. Hulusic, G. Valenzise, R. Mantiuk, y F. Dufaux. *The Relation Between MOS and Pairwise Comparisons and the Importance of Cross-Content Comparisons*, En Proceedings de Human Vision and Electronic Imaging, 2018.
- [14] T. C. Brown y G. Peterson. *An Enquiry Into the Method of Paired Comparison: Reliability, Scaling, and Thurstone's Law of Comparative Judgment*, Ed. CreateSpace Independent Publishing Platform, 2015.
- [15] M. Čadík. *Perceptual Evaluation of Color-to-Grayscale Image Conversions*, T. Igarashi, N. Max, y F. Sillion, Eds. USA: Blackwell Publishing, vol. 27, 2008.
- [16] L. L. Thurstone. *A Law of Comparative Judgment*, Psychological Review, vol. 34, no. 4, pp. 273–286, 1927.
- [17] F. Mosteller. *Remarks on the Method of Paired Comparisons: I. The Least Squares Solution Assuming Equal Standard Deviations and Equal Correlations*, Psychometrika, vol. 16, pp. 3–9, 1951.
- [18] K. Ma, T. Zhao, K. Zeng, y Z. Wang. *Objective Quality Assessment for Color-to-Gray Image Conversion*, En Proceedings del IEEE Transactions on Image Processing, vol. 24, no. 12, pp. 4673–4685, 2015.
- [19] P. Legendre y L. F Legendre. *Numerical Ecology*, Elsevier, 3ra. edición, vol. 24, 2012.
- [20] R. K. Mantiuk, A. Tomaszewska, y R. Mantiuk. *Comparison of Four Subjective Methods for Image Quality Assessment*, Computer Graphics Forum, vol. 31, pp. 2478–2491, 2012.
- [21] K. Tsukida y M. R. Gupta. *How to Analyze Paired Comparison Data*, Reporte Técnico UWEETR-2011-0004, University of Washington, USA, 2011.
- [22] E. Ramírez y E. Coto. *TRAUMAPLAN: para la Planificación Preoperatoria en Traumatología*, Enl@ce: Revista Venezolana de Información, Tecnología y Conocimiento, vol. 8, no. 2, pp. 61–78, 2011.