

# **Accesibilidad visual de imágenes. Métrica y corrección en daltonismo**

Jesús Fermín Villar Ramírez

*ESNE Escuela Universitaria. Madrid, Spain.*

**Abstract**

Las imágenes suponen una parte fundamental de la información en medios digitales, por lo que se acentúa la necesidad de preparar imágenes visualmente accesibles para evitar pérdidas de información en usuarios con deficiencias visuales. En esta investigación se analizan las métricas actuales de accesibilidad y se propone un índice que ha permitido desarrollar correcciones en imágenes obteniendo mejores resultados que los usados actualmente. Esto posibilita a los creadores de contenidos digitales mejorar sus creaciones para asegurar una mejor accesibilidad visual.

*Keywords:* Daltonismo, métrica, accesibilidad visual, corrección de color, inteligencia artificial.

|                                                                      |           |
|----------------------------------------------------------------------|-----------|
| ACCESIBILIDAD VISUAL DE IMÁGENES. MÉTRICA Y CORRECCIÓN EN DALTONISMO | 3         |
| Abstract                                                             | 2         |
| <b>INTRODUCCIÓN</b>                                                  | <b>4</b>  |
| La investigación en la actualidad                                    | 4         |
| Objetivo de la investigación                                         | 6         |
| Resultados obtenidos                                                 | 6         |
| <b>METODOLOGÍA</b>                                                   | <b>7</b>  |
| Justificación                                                        | 7         |
| La visión humana                                                     | 7         |
| El color en la visión humana. Modelos de color                       | 8         |
| El color en la visión humana. El daltonismo                          | 9         |
| La detección de bordes en la visión humana                           | 11        |
| Redes neuronales                                                     | 11        |
| Estructura propuesta                                                 | 12        |
| Algoritmos de daltonización                                          | 15        |
| Daltonización por LMS                                                | 15        |
| Daltonización por RGB                                                | 17        |
| Daltonización por el método propuesto                                | 18        |
| Definición de la métrica                                             | 18        |
| Casos de uso de la métrica                                           | 19        |
| <b>RESULTADOS</b>                                                    | <b>21</b> |
| Daltonización por LMS en deuteranopia                                | 21        |
| Daltonización por RGB en deuteranopia                                | 22        |
| Daltonización por el método propuesto en deuteranopia                | 23        |
| Comparación métodos de daltonización                                 | 24        |
| <b>CONCLUSIONES</b>                                                  | <b>26</b> |
| <b>Referencias</b>                                                   | <b>27</b> |

## INTRODUCCIÓN

### Estado del arte

El análisis de la accesibilidad es un elemento clave para garantizar la correcta interacción del usuario con el contenido que le presentamos. El diseño y desarrollo web es el entorno en el que más se ha estudiado este asunto, generando cánones, guías y normativas [17] mediante las cuales evaluar la accesibilidad de contenido web en función de su legibilidad, navegación, soporte para herramientas de lectura e interpretación... Y es de los estudios de este medio de los que se derivan las conclusiones en otros entornos digitales interactivos como pueden ser los videojuegos o experiencias interactivas.

Con respecto a la accesibilidad visual, estas normativas se fundamentan en dos grandes aspectos:

*A.* El entendimiento del texto.

*B.* El entendimiento de los elementos gráficos.

El primero de estos se trata con respecto al tamaño de texto, grosor de los caracteres, contraste del color del texto con el color de fondo, adornos y formato de texto, navegación automática, legibilidad por herramientas de lectura de pantalla, etcétera. El segundo hace referencia a qué herramientas alternativas a los elementos gráficos existen para describirlos: textos alternativos, no texto en imagen, iconos de tamaño modificable, uso de iconos estándar para facilitar su reconocimiento, entre muchos otros.

Estos aspectos, pese a tratar la accesibilidad visual, dejan de lado las propias imágenes como elementos ya de por sí mismos evaluables, derivando en aspectos externos a las mismas su propia evaluación.

Al margen de estas normativas, existen muy pocas métricas consolidadas que busquen analizar la accesibilidad visual de las imágenes. Una de ellas es usada en el software “KAI” [18].

Sin embargo, sí es fácil encontrar numerosas técnicas de corrección de imágenes [2][3][5][6][7], aunque como se demuestra en esta investigación son técnicas que necesitan ser superadas por su poca eficacia. De esta forma se propone una técnica que obtiene mejores resultados gracias a ser entrenada previamente mediante redes neuronales.

### **Objetivo de la investigación**

El objetivo de la investigación es encontrar, por tanto, una métrica fiable que permita categorizar las imágenes y cuantificar su accesibilidad visual generando un índice que lo represente. Además, y como respuesta a este índice, se busca la forma de corregir las imágenes para cada una de las grandes (o más comunes) deficiencias visuales.

### **Resultados obtenidos**

Los resultados que se han obtenido mejoran de una manera evidente los resultados de otras medidas correctoras preexistentes. Esto es, en parte, gracias al uso de redes neuronales artificiales, cuyo entrenamiento se ve considerablemente acelerado gracias a la estructura propuesta.

## METODOLOGÍA

### Justificación

#### La visión humana

La recepción de los estímulos visuales en los seres humanos es una cuestión estrictamente química. En la capa fotorreceptora de la retina se encuentran células que se encargan de traducir la luz a impulsos nerviosos; estos son los conos (que agrupan tres tipos diferentes de células) y los bastones (*Figura 1*). La diferencia de la función entre cada una de estas células viene determinada por la proteína opsina que contengan en su interior y que es la encargada de reaccionar al estímulo luminoso. De esta forma podemos encontrar:

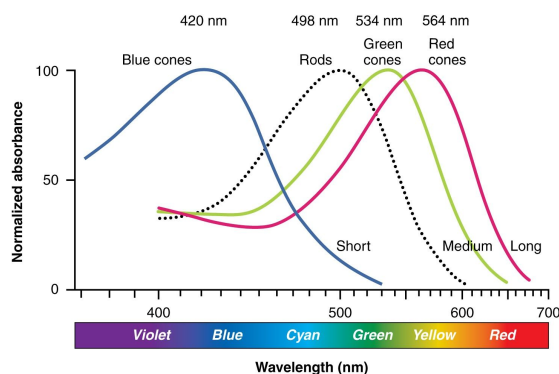


*Figura 1. Representación de la respuesta a las diferentes longitudes de onda por cada fotorreceptor.*  
Fuente: wikipedia.org

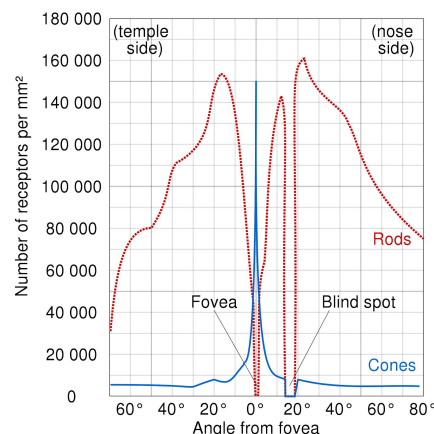


*Figura 2. Representación de disposición de conos y bastones en la capa fotorreceptora de la retina. Conos representados en línea continua azul, bastones representados en línea discontinua roja.*  
Fuente: wikipedia.org

*A. Rodopsina.* Una proteína con una gran sensibilidad a la luz y cuyo umbral de activación se encuentra en longitudes de onda de 500 nanómetros. Esta proteína se encuentra en los bastones, permitiendo la visión en condiciones de baja luminosidad aunque no es especialmente sensible a los cambios de color. Es por esto que en condiciones nocturnas sin apenas luz el ser humano es capaz de distinguir formas monocromas.

*B. Eritropsina.* Una proteína fotosensible al umbral de longitudes de onda comprendidos desde los 500 a los 700 nanómetros. Esta está presente en los conos de tipo L, encargados de la luz roja.

*C. Cloropsina.* Una proteína fotosensible al umbral de longitudes de onda comprendidos desde los 450 a los 630 nanómetros. Esta está presente en los conos de tipo M, encargados de la luz verde.

*D. Cianopsina.* Una proteína fotosensible al umbral de longitudes de onda comprendidos desde los 400 a los 500 nanómetros. Esta está presente en los conos de tipo S, encargados de la luz azul.

La estimulación de cada una de estas células provoca una señal nerviosa que se transmite por las terminaciones nerviosas hasta la corteza visual del cerebro donde es procesada creando la imagen.

Dentro de la capa fotosensible, las células fotorreceptoras no se disponen de manera homogénea a lo largo de toda la capa (*Figura 2*). Los bastones se disponen por toda la superficie excepto en el área central o fovea, garantizando una visión periférica muy sensible a las formas. Por contra, los conos se encuentran dispuestos principalmente en la fovea. Esto provoca que la visión central sea muy rica en la distinción de colores en relación a la visión periférica que, en su lugar, es más sensible a las formas. Consecuencia de esto es que por la noche en oscuridad, la visión periférica sea más detallada que la visión central.

### ***El color en la visión humana. Modelos de color***

Los modelos de color constituyen una manera de representar de manera simplificada los componentes numéricos de un color. Es, por tanto, una manera matemática de traducir la luz siguiendo diferentes criterios.

En los entornos digitales, por las características propias de los dispositivos donde se reproducen dichos contenidos, el modelo de color primordial es el RGB cuyos componentes

hacen relación a la intensidad que posee el color de los colores primarios de la luz (rojo, R, verde, G, y azul, B).

Otro de los modelos de color más conocidos es el modelo CMYK que atiende a la cantidad de pigmento que posee el color de los colores primarios pigmento (cian, C, magenta, M, amarillo, Y y negro, K). Este modelo es usado para transformaciones de impresión, por ejemplo.

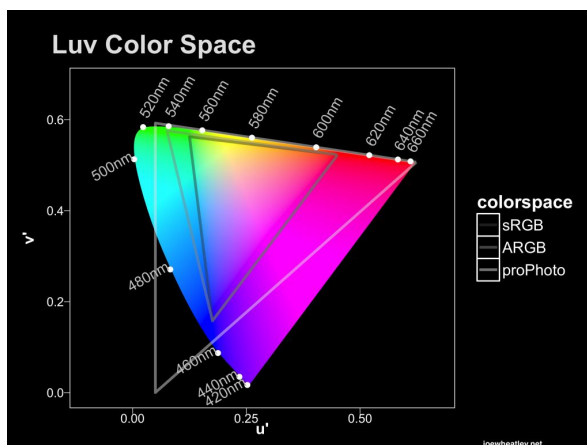


Figura 3. Representación del espacio de color RGB (triángulo de límite oscuro) dentro del espacio de color LUV. Fuente: joewheatley.net

Siguiendo las proteínas fotosensibles comentadas en el anterior apartado, también encontramos un modelo de color que representa con mayor exactitud los colores percibidos por el ser humano y las diferencias entre ellos ya que los componentes de color se relacionan directamente con la activación de cada uno de los tipos de conos existentes en la retina. Este es el modelo de color LUV, muy usado en transformaciones de color.

### ***El color en la visión humana. El daltonismo***

Cuando cualquiera de estas tres células fotorreceptoras posee una deficiencia hablamos de visión con deficiencia de color (por sus siglas CVD, en inglés) o daltonismo. Es, por tanto, una afectación física a nivel retinal y no tiene cura, pero sí se pueden mitigar o contrarrestar sus efectos con herramientas como la que aquí se expone.

La transmisión del daltonismo es genética, siendo mayor la incidencia en varones que en mujeres ya que la mayoría de los genes que transportan estas modificaciones se encuentran en el cromosoma X, aunque esto depende del tipo. Los genes encargados de la codificación de la deuteranopia, deuteranomalía, protanopia y protanomalía se encuentran en el cromosoma X, los genes encargados de la codificación de la tritanopia y tritanomalía se encuentran en el cromosoma 7, y los genes encargados de la codificación de monocromía se encuentran en los cromosomas 2 y 8 [1].

Existen diferentes tipos de daltonismo dependiendo de las células afectadas. También diferenciamos entre acromatismo (si el afectado no posee ningún tipo de receptores de color), dicromatismo (si el afectado solo posee dos tipos de receptores de color) o tricromatismo anómalo (si el afectado posee los tres tipos de receptores de color pero uno de ellos es anómalo):

- A. Protanomalía.* Tricromatismo anómalo del receptor L, encargado de la recepción del color rojo.
- B. Protanopia.* Dicromatismo por ausencia del receptor L, encargado de la recepción del color rojo.
- C. Deuteranomalía.* Tricromatismo anómalo del receptor M, encargado de la recepción del color verde.
- D. Deuteranopia.* Dicromatismo por ausencia del receptor M, encargado de la recepción del color verde.
- E. Tritanomalía.* Tricromatismo anómalo del receptor S, encargado de la recepción del color azul.
- F. Tritanopia.* Dicromatismo por ausencia del receptor S, encargado de la recepción del color azul.
- G. Acromatopsia.* Ausencia de receptores L, M y S. Visión sin color.

### *La detección de bordes en la visión humana*

En la visión humana además del color influye la capacidad de reconocer bordes entre los elementos para poder identificarlos [10]. En este proceso de detección de bordes influye también la percepción del color [11] [12], lo que afecta especialmente a aquellos usuarios que padezcan visión con deficiencia de color.

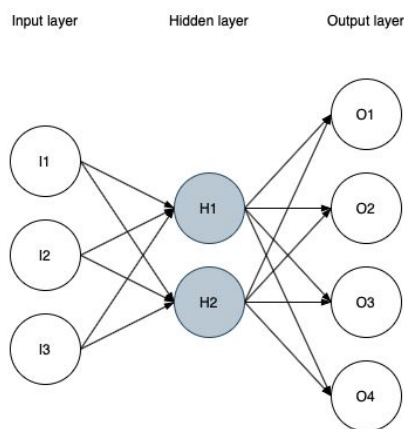


Figura 4. Representación de una red neuronal multicapa tradicional, donde cada una de las neuronas de cada capa están relacionadas con las neuronas de la siguiente capa.

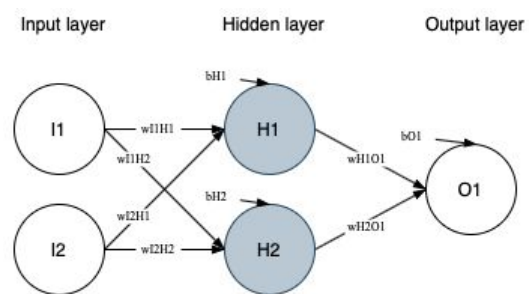


Figura 5. Representación simplificada de los datos que intervienen en el cálculo del valor de una neurona.

### **Redes neuronales**

En el campo de la inteligencia artificial, las redes neuronales son una estructura de aprendizaje automático computacional que genera unos valores de salida en función de unos valores de entrada y donde el aprendizaje se produce en relación a los valores obtenidos y unos supuestos valores esperados.

Las redes neuronales se estructuran imitando, en cierta manera, a las redes neuronales biológicas, formando capas interconectadas de neuronas con información (figura 4). En las

sinapsis, o conexión entre neuronas de distintas capas, esta información es sometida a diversas operaciones matemáticas hasta llegar a los valores de salida.

Las conexiones entre neuronas poseen pesos numéricos que, junto con un bias propio de cada neurona, definen el valor numérico de una neurona (*ecuación 1*) (*figura 5*). En ocasiones este valor se somete a una función de activación que lo limita antes de ser pasado a la siguiente capa.

$$N_j = f(\sum_{i=0}^n w_i * N_i + b_j)$$

*Ecuación 1. Obtención del valor de una neurona  $N_j$  en relación a las neuronas de la capa anterior; siendo  $f()$  la función de activación,  $w_i$  el peso de la conexión entre la neurona  $N_i$  y la neurona  $N_j$ ,  $N_i$  el valor de la neurona  $N_i$  y  $b_j$  el valor bias de la neurona a calcular.*

El entrenamiento en este tipo de redes sigue a menudo el procedimiento de retropropagación o backpropagation, en inglés. Los principios sobre los que se rige este procedimiento son el ajuste sistemático de los pesos y bias de una neurona en relación a la varianza entre el valor obtenido en la capa de salida (output layer) y el valor que se deseaba. Esta varianza se va transmitiendo de las capas más traseras hasta las más delanteras.

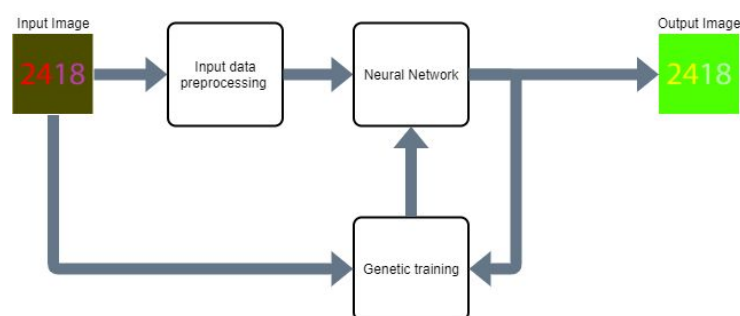


Figura 6. Esquemmatización de la estructura modular de la red propuesta

### Estructura propuesta

La estructura de red neuronal propuesta en esta investigación mantiene una configuración distinta a las redes neuronales multicapa, proporcionando un mayor rendimiento y

optimizando la memoria dedicada al entrenamiento al tener que guardar menos cantidad de datos.

En primer lugar, la estructura está constituida por varios bloques diferenciados que permiten funcionamientos modulares (*figura 6*). Estos son los siguientes.

*A. Pre-procesamiento de la información de entrada.* Dada una imagen a tratar, el primer bloque se encarga de extraer la información de los píxeles de la imagen, obteniendo sus componentes LMS, ya que estos son más fáciles de tratar y su información es más precisa que la de los componentes RGB (*figura 3*).

*B. Red neuronal.* Este bloque es la red propiamente dicha (cuya estructura interna se expone más adelante), que recibe como datos de entrada los componentes LMS de la imagen y produce unos componentes LMS modificados. Esta red opera a nivel de píxel, por lo que el orden de sus operaciones escala con el tamaño de la imagen a tratar.

*C. Entrenamiento genético.* Una vez obtenida la información de salida, el entrenamiento genético modifica los valores de los pesos de la red neuronal, permitiendo recombinación entre varias generaciones y mutaciones. Esto posibilita que la red pueda entrenarse de una manera más rápida por cada imagen de entrada.

$$\begin{array}{llll}
 L' & M_1 \ M_2 \ M_3 & L & \\
 M' = & M_4 \ M_5 \ M_6 & * & M \\
 S' & M_7 \ M_8 \ M_9 & S & \\
 \\ 
 L' & = M_1 * L + M_2 * M + M_3 * S & L'_n & = H_i * w_d \\
 M' & = M_4 * L + M_5 * M + M_6 * S & M'_n & = H_i * w_e \\
 S' & = M_7 * L + M_8 * M + M_9 * S & S'_n & = H_i * w_f \\
 \\ 
 L' & = M_1 * L + M_2 * M + M_3 * S & L'_n & = (L_j * w_a + M_j * w_b + S_j * w_c) w_d \\
 M' & = M_4 * L + M_5 * M + M_6 * S & M'_n & = (L_j * w_a + M_j * w_b + S_j * w_c) w_e \\
 S' & = M_7 * L + M_8 * M + M_9 * S & S'_n & = (L_j * w_a + M_j * w_b + S_j * w_c) w_f \\
 \\ 
 L' & = M_1 * L + M_2 * M + M_3 * S & L'_n & = L_j * w_a w_d + M_j * w_b w_d + S_j * w_c w_d \\
 M' & = M_4 * L + M_5 * M + M_6 * S & M'_n & = L_j * w_a w_e + M_j * w_b w_e + S_j * w_c w_e \\
 S' & = M_7 * L + M_8 * M + M_9 * S & S'_n & = L_j * w_a w_f + M_j * w_b w_f + S_j * w_c w_f
 \end{array}$$

*Ecuación 2. Aplicación de un filtro M sobre los componentes LMS de una imagen. Tanto el filtro como los componentes de la imagen se tratan como matrices.*

*Ecuación 3. Desarrollo de los valores de la estructura de la red neuronal propuesta cuando sus valores bias son 0.*

La estructura interna de la red (figura 7) se basa en una modificación de la estructura de red multicapa dada la similitud matemática entre los cálculos en una red neuronal (ecuación 1) y la aplicación de un filtro a una imagen (ecuación 2).

Siguiendo el desarrollo de los cálculos de la red neuronal (ecuación 1) en la estructura propuesta (ecuación 3) se advierte la similitud entre los valores del cálculo matricial (ecuación 2), donde los pesos  $W_a W_d$ ,  $W_b W_d$  ... corresponden a los componentes  $M_1, M_2$  ... de una matriz. Tratando la red por tanto como una aplicación de un filtro definido por sus pesos a una imagen, se justifica que los pesos aplicados a las neuronas de cada capa por píxel sean los mismos para todos los píxeles, conformando esa matriz o filtro.

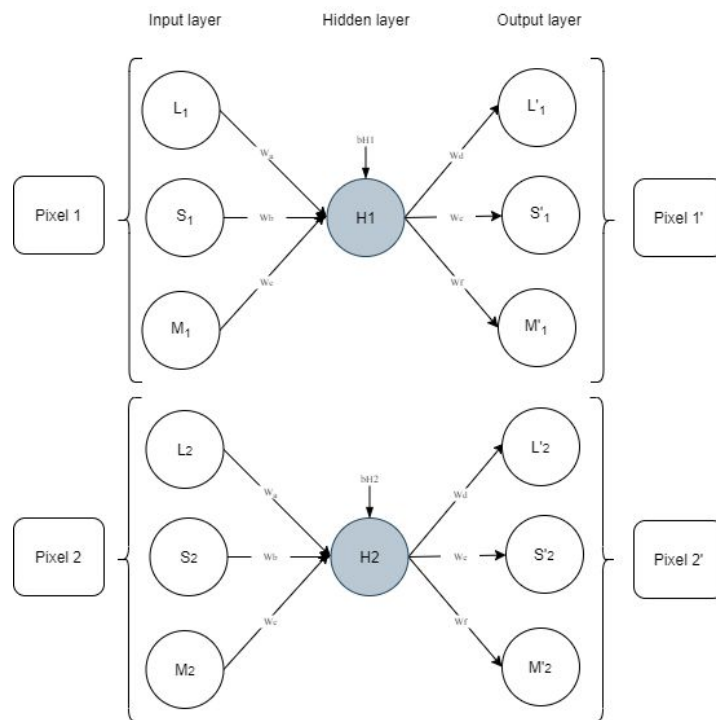


Figura 7. Estructura de la red neuronal propuesta con la representación de los datos que intervienen en los cálculos.

El entrenamiento de la red se basa en algoritmos genéticos cuyos cromosomas están constituidos por la información de los pesos de la red (que posteriormente formarán los componentes de la matriz de transformación de color asociada al filtro aplicable a la imagen).

De esta forma, se itera entre distintos valores de pesos, obteniendo diferentes resultados entre los que se escogen los mejores.

### Algoritmos de daltonización

El proceso de daltonización consiste en aplicar un filtro de corrección de color a una imagen para corregir o mitigar los efectos producidos por una afectación visual. Estos procesos se han usado en diversas aplicaciones, aportando nuevos acercamientos y ajustes a los mismos para obtener mejores resultados.

A la hora de evaluar los algoritmos de daltonización, se puede analizar su efectividad en relación al reconocimiento que una inteligencia artificial puede realizar sobre la imagen modificada [6], sobre los recursos que utiliza su funcionamiento [5] y multitud de otros aspectos. Aquí se estudian en relación a la métrica desarrollada explicada más adelante.

### Daltonización por LMS

Los algoritmos de daltonización por LMS [5][7][8] afectan a los componentes LMS de una imagen directamente. El procedimiento se basa en aplicar una simulación de la afectación en cuestión a la imagen y después aplicarle unas transformaciones. El proceso completo sigue los siguientes pasos:

$$\begin{array}{rcccl}
 \text{L} & & 17.8824 & 43.5161 & 4.11935 & & \text{R} \\
 \text{M} & = & 3.45565 & 27.1554 & 3.86714 & * & \text{G} \\
 \text{S} & & 0.029956 & 0.18431 & 1.46709 & & \text{B}
 \end{array}$$

*Ecuación 4. Conversión de color RGB a componentes LMS*

$$\begin{array}{rclclcl}
 \text{Lp} & & 0.0 & 2.02344 & -2.52581 & & \text{L} \\
 \text{Mp} & = & 0.0 & 1.0 & 0.0 & * & \text{M} \\
 \text{Sp} & & 0.0 & 0.0 & 1.0 & & \text{S}
 \end{array}$$

*Ecuación 5. Simulación de protanopia sobre unos componentes LMS*

$$\begin{array}{rclclcl}
 \text{Ld} & & 1.0 & 0.0 & 0.0 & & \text{L} \\
 \text{Md} & = & 0.49421 & 0.0 & 1.24827 & * & \text{M} \\
 \text{Sd} & & 0.0 & 0.0 & 1.0 & & \text{S}
 \end{array}$$

*Ecuación 6. Simulación de deuteranopia sobre unos componentes LMS*

$$\begin{array}{rclclcl}
 \text{Lt} & & 1.0 & 0.0 & 0.0 & & \text{L} \\
 \text{Mt} & = & 0.0 & 1.0 & 0.0 & * & \text{M} \\
 \text{St} & & -0.39591 & 0.801109 & 0.0 & & \text{S}
 \end{array}$$

*Ecuación 7. Simulación de tritanopia sobre unos componentes LMS*

$$\begin{array}{rclclcl}
 \text{Ri} & & 0.080944 & -0.13050 & 0.11672 & & \text{Lpdt} \\
 \text{Gi} & = & 0.113614 & -0.01025 & 0.05402 & * & \text{Gpdt} \\
 \text{Bi} & & -0.000365 & -0.00412 & 0.69351 & & \text{Bpdt}
 \end{array}$$

*Ecuación 8. Obtención de los componentes RGB de la imagen tras la simulación. Los subíndices pdt hacen referencia a los valores tras la simulación en cuestión : p, protanopia (ecuación 5); d, deuteranopia (ecuación 6); t, tritanopia (ecuación 7).*

$$\begin{array}{rcl} \text{Dr} & \text{R} & \text{Ri} \\ \text{Dg} & = \text{G} - & \text{Gi} \\ \text{Db} & \text{B} & \text{Bi} \end{array}$$

*Ecuación 9. Diferencia de los componentes originales*

$$\begin{array}{rcl} \text{Rm} & 0.0 & 0.0 & 0.0 & \text{Dr} \\ \text{Gm} & = & 0.7 & 1.0 & 0.0 & * & \text{Dg} \\ \text{Bm} & 0.7 & 0.7 & 1.0 & \text{Db} \end{array}$$

*Ecuación 10. Contrarresto de los compoentes*

Estos valores Rm, Gm, Bm obtenidos son los valores de la imagen modificada resultante. Dado que en ocasiones pueden generar valores fuera del margen 0.0 - 1.0, los valores resultantes de las operaciones finales han de limitarse entre dichos valores.

### **Daltonización por RGB**

La daltonización por componentes RGB [9] propone generar imágenes de contrarresto mediante la modificación de los componentes RGB de la imagen directamente (*ecuación 10*). El uso de este método es más rápido ya que posee menos operaciones de transformación.

$$\begin{array}{l} R_m = ((1 - R) * v) + R \\ G_m = ((1 - G) * v) + G \\ B_{m1} = B - B * v \\ B_{m2} = ((1 - B) * v) + B \end{array}$$

*Ecuación 10. Daltonización por RGB. La aplicación de Bm1 o Bm2 depende de si el valor obtenido Rm es superior o no al valor obtenido Gm. El valor v es un factor constante definido por el usuario. El creador del algoritmo recomienda usar 0.28 por defecto.*

### Daltonización por el método propuesto

Tras el entrenamiento de la red neuronal, el método propuesto aplica un filtro a los componentes LUV de una imagen (*ecuación 11*). Es, por tanto, una daltonización por LMS. Lo que la diferencia del resto de daltonizaciones LMS es la optimización al no necesitar de los pasos de simulación de la afectación en cuestión.

$$\begin{aligned} L'_n &= L_j * w_a w_d + M_j * w_b w_d + S_j * w_c w_d \\ M'_n &= L_j * w_a w_e + M_j * w_b w_e + S_j * w_c w_e \\ S'_n &= L_j * w_a w_f + M_j * w_b w_f + S_j * w_c w_f \end{aligned}$$

*Ecuación 11. Aplicación de los pesos resultantes del entrenamiento de la red neuronal como filtro a los componentes LMS de la imagen a tratar.*

El proceso consta de los siguientes pasos:

1. Obtener los componentes LUV de la imagen original (*ecuación 4*).
2. Aplicación de la daltonización sobre los componentes LUV (*ecuación 11*).
3. Obtención de los componentes RGB de la imagen transformada (*ecuación 8*).
4. Ajuste RGB (*ecuación 12*).

$$\begin{aligned} R_m &= R_i + R \\ G_m &= G_i + G \\ R_m &= B_i + B + R_i \end{aligned}$$

*Ecuación 12. Ajuste de los componentes RGB tras la daltonización LMS en deuteranopia. Los componentes  $R$ ,  $G$  y  $B$  son los componentes RGB de la imagen original antes de ser tratada. Los componentes  $R_i$ ,  $G_i$  y  $B_i$  son los componentes RGB de la imagen tras la daltonización.*

### Definición de la métrica

En base a la detección de bordes sensible a los componentes de color [13], se propone una métrica que evalúa la diferencia entre los bordes de una imagen vista por un usuario con visión tricromática y los bordes de dicha imagen vista por un usuario con visión con deficiencia de color. La diferencia entre estos dos contornos nos indica el grado de no accesibilidad de una imagen además de poder reconocer fácilmente los puntos que generan conflicto en la imagen.

El índice que se extrae de esta métrica procede de la relación entre esos píxeles de diferencia en el contorno y los píxeles totales del contorno original (ecuación 2). De esta forma, una imagen cuyo contorno para visión tricromática sea de 250 000 píxeles y cuya diferencia en el contorno para una afectación específica sea de 100 píxeles entre ambas imágenes, supone un índice de accesibilidad visual de 0.996 para la deficiencia en cuestión, ya que la diferencia supone un 0.04% del tamaño del contorno original.

$$I = 1 - \frac{|P - p_i|}{P}$$

*Ecuación 2. Obtención de la métrica de accesibilidad I para una afectación visual i, siendo P la cantidad total de píxeles del contorno por una visión tricromática y p la cantidad de píxeles del contorno por la afectación i. El índice obtenido está comprendido entre 0.0 y 1.0*

Este índice no discrimina entre qué diferencia de píxeles son más relevantes que otros para el entendimiento completo de la imagen en cuestión. Queda en manos del investigador la tarea de evaluar qué porción de la imagen es realmente importante y cuál no.

### **Casos de uso de la métrica**

La métrica propuesta puede ser usada tanto para obtener índices de accesibilidad de imágenes en base a una afectación visual como para analizar la validez de correcciones aplicables a imágenes.

El procedimiento propuesto para obtener la métrica de accesibilidad se fundamenta en las siguientes acciones.

1. Localizar el área con la información importante de la imagen a analizar.
2. Obtención del contorno de la imagen original para un usuario con visión tricromática.
3. Simulación de la afectación visual de estudio sobre la imagen original.
4. Obtención del contorno de la imagen simulada para un usuario con dicha deficiencia visual.
5. Obtención de la métrica (ecuación 1).

Para la evaluación de la validez de las correcciones visuales, el proceso continúa con los siguientes pasos.

6. Aplicar la corrección de estudio sobre la imagen original.
7. Simulación de la afectación visual de estudio sobre la imagen corregida.
8. Obtención del contorno de la imagen corregida tras la simulación para un usuario con dicha deficiencia visual.
9. Obtención de la métrica (ecuación 1).
10. Evaluar la diferencia entre las métricas obtenidas en los puntos 5 y 9. Una mejora en la métrica se traduce en una mayor validez de las correcciones en estudio.

## RESULTADOS

## Daltonización por LMS en deuteranopia

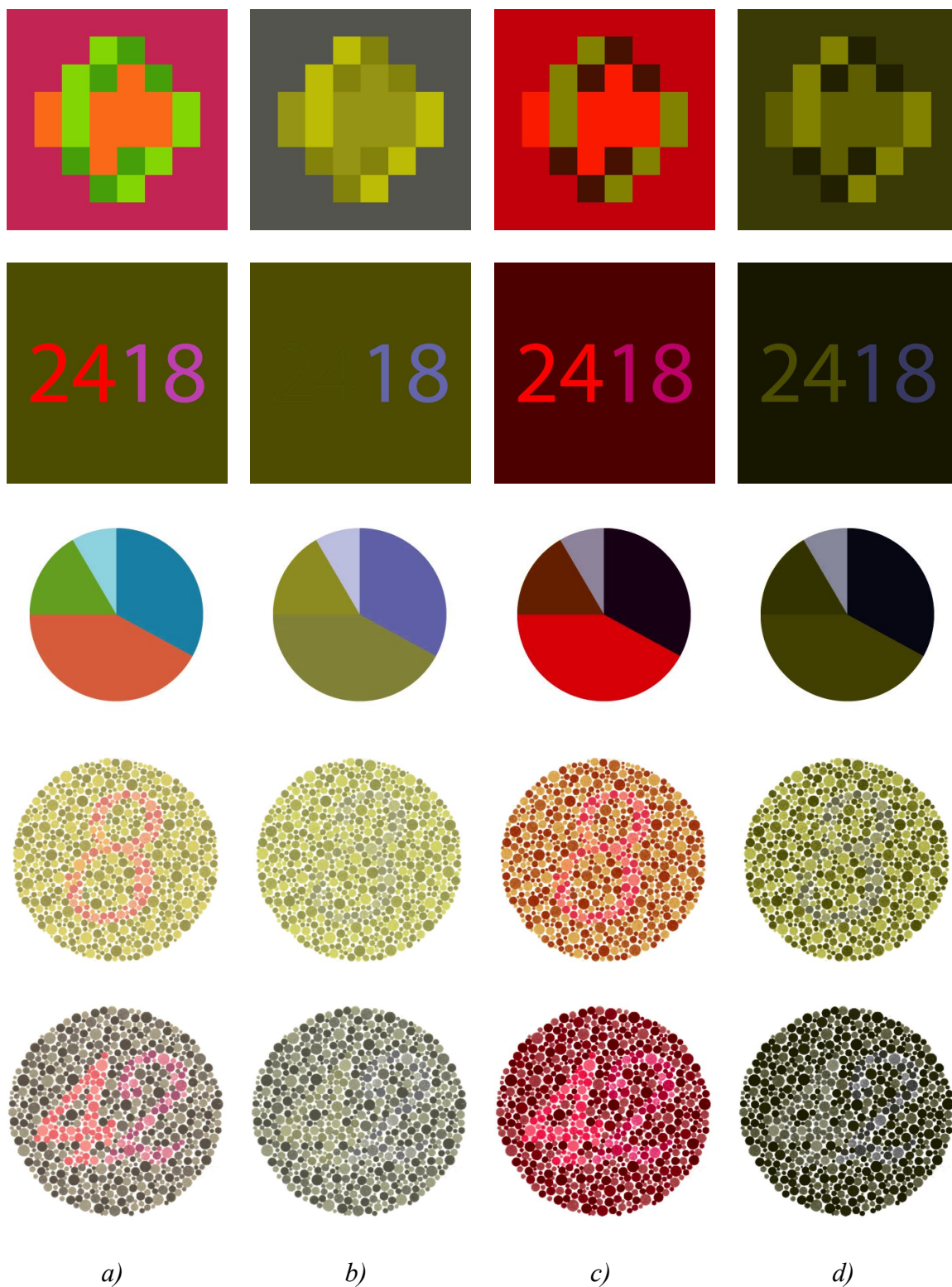


Figura 8. Daltonización LMS. a) Imágenes originales. b) Simulación de deuteranopia de a). c) Aplicación del algoritmo de daltonización sobre a). d) Simulación de deuteranopia de c).

### Daltonización por RGB en deuteranopia

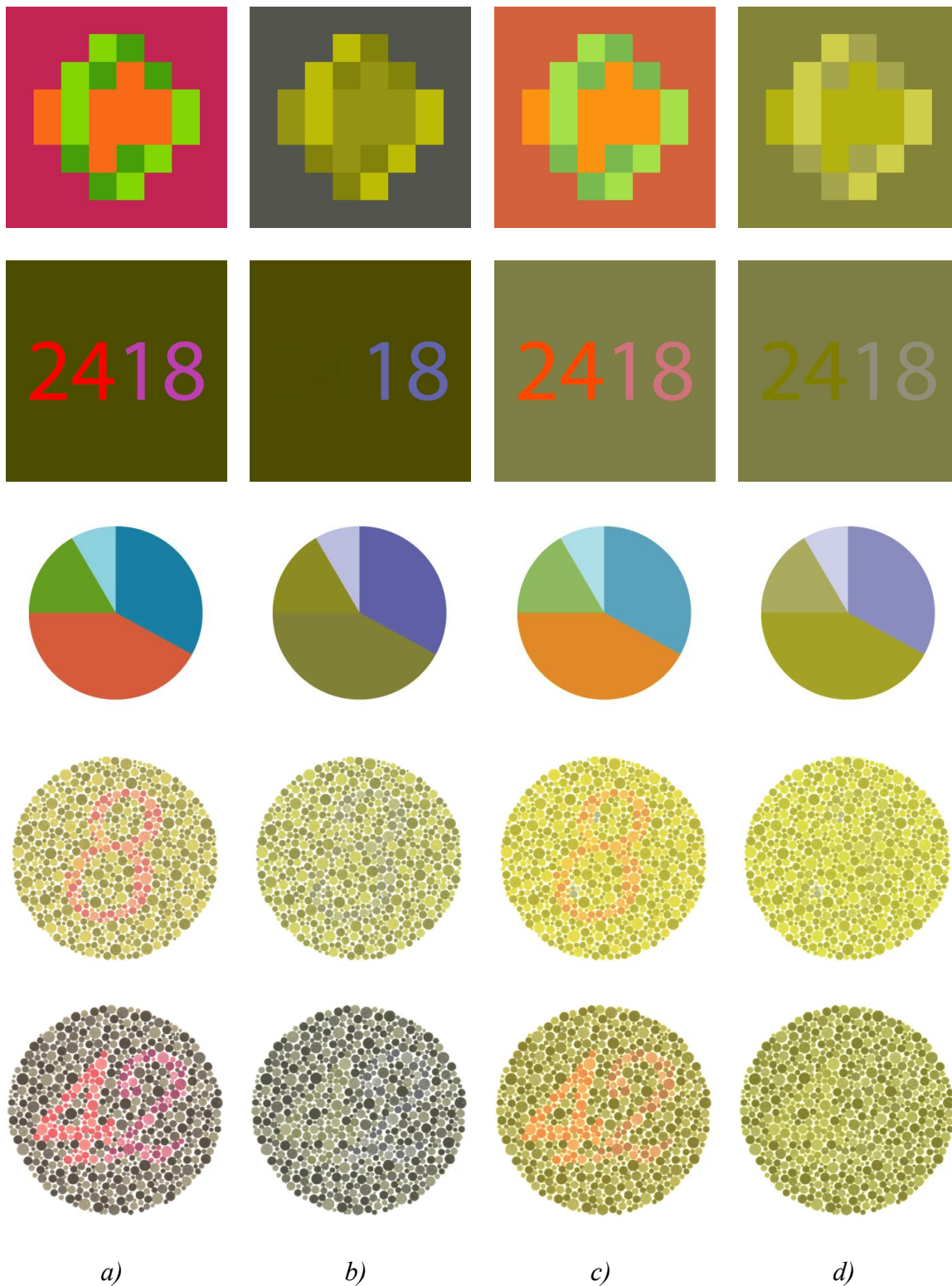


Figura 9. Daltonización RGB. a) Imágenes originales. b) Simulación de deuteranopia de a). c) Aplicación del algoritmo de daltonización sobre a). d) Simulación de deuteranopia de c).

**Daltonización por el método propuesto en deuteranopia**

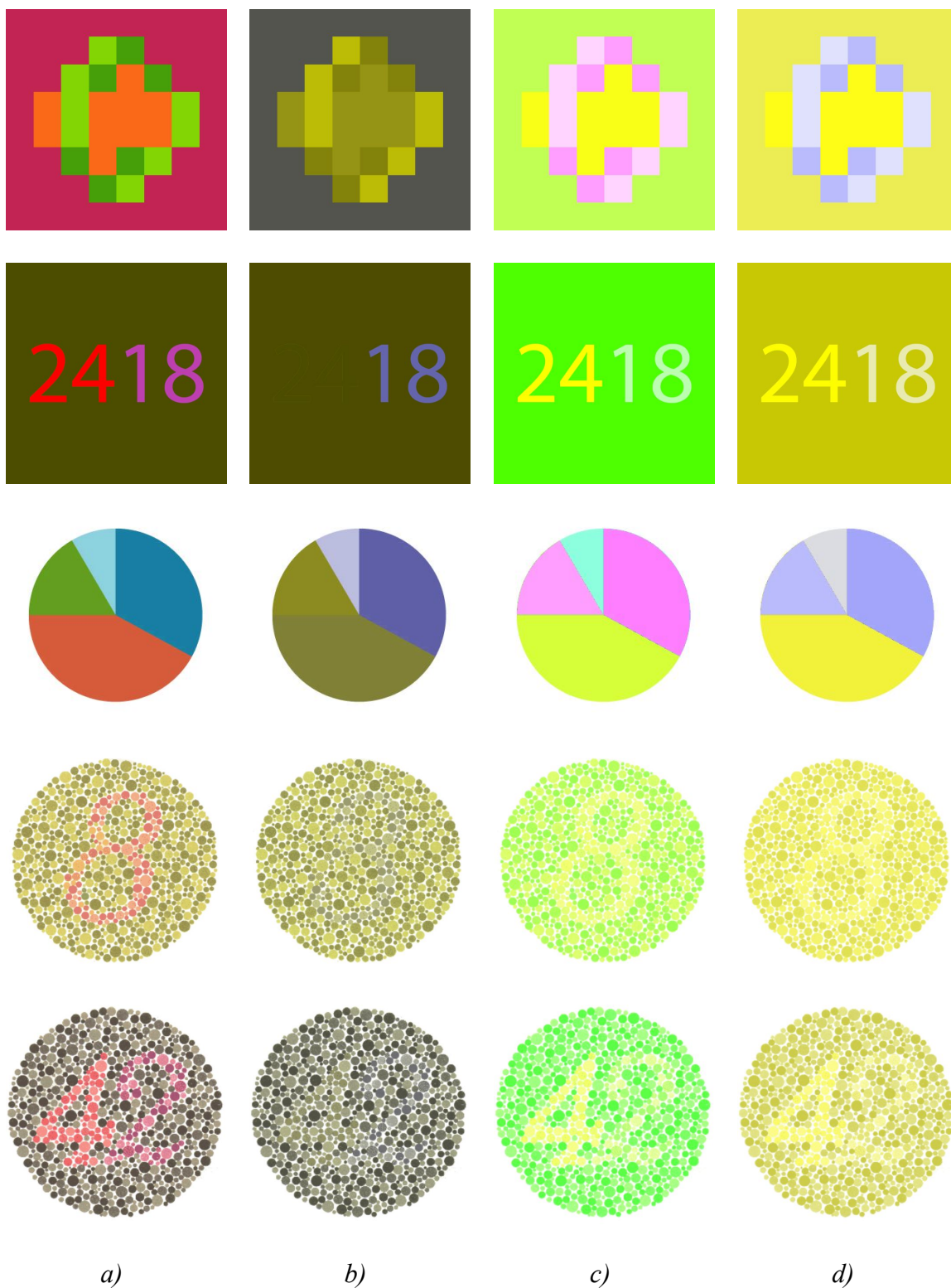


Figura 10. Daltonización propuesta. a) Imágenes originales. b) Simulación de deuteranopia de a). c) Aplicación del algoritmo de daltonización sobre a). d) Simulación de deuteranopia de c).

### Comparación métodos de daltonización

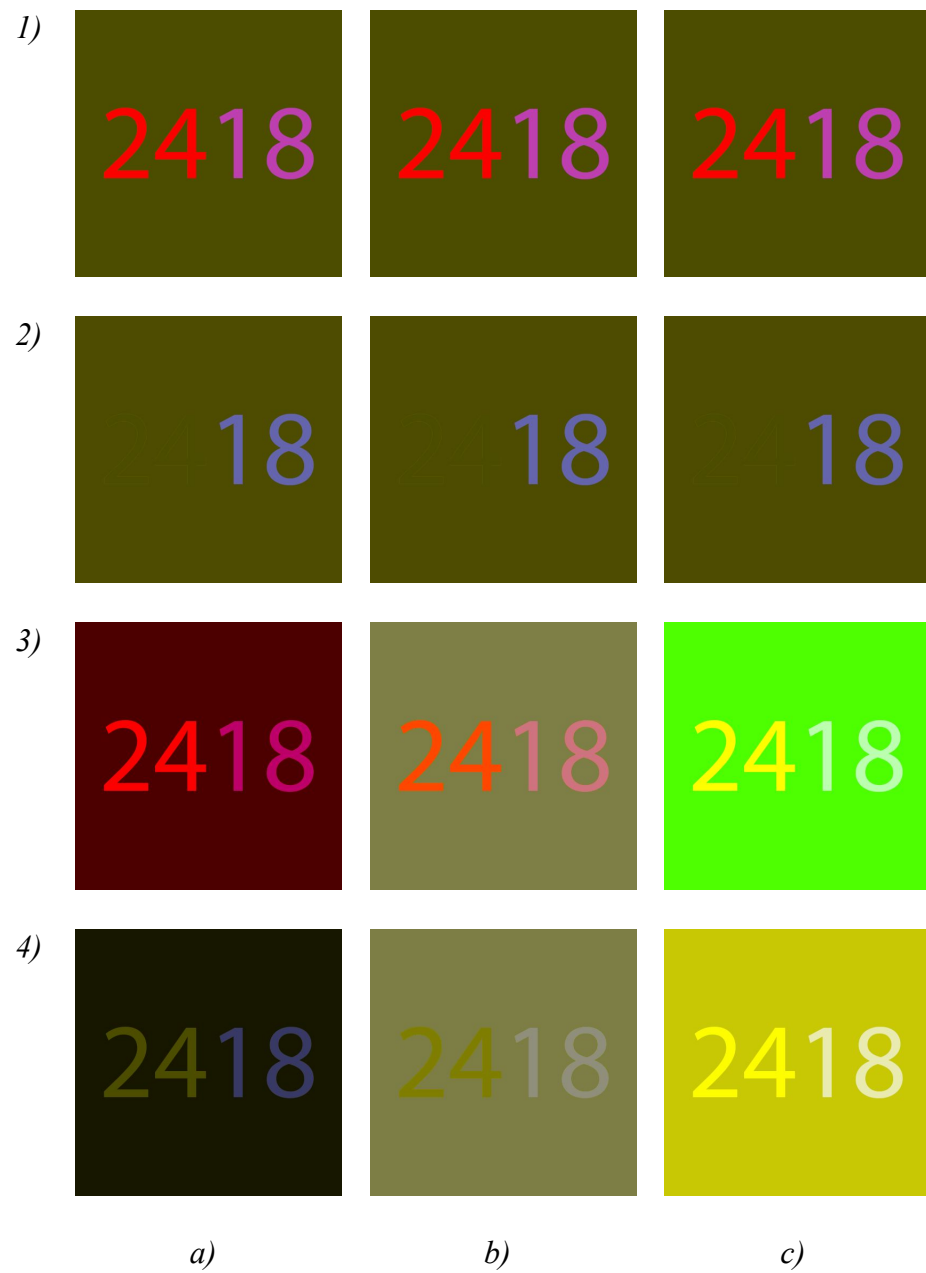


Figura 11. Comparativa de daltonizaciones I. 1) Imagen original, 2) Simulación de deuteranopia sobre 1), 3) Daltonización, 4) Simulación de deuteranopia sobre 3), a) Daltonización LMS, b) Daltonización RGB, c) Daltonización propuesta

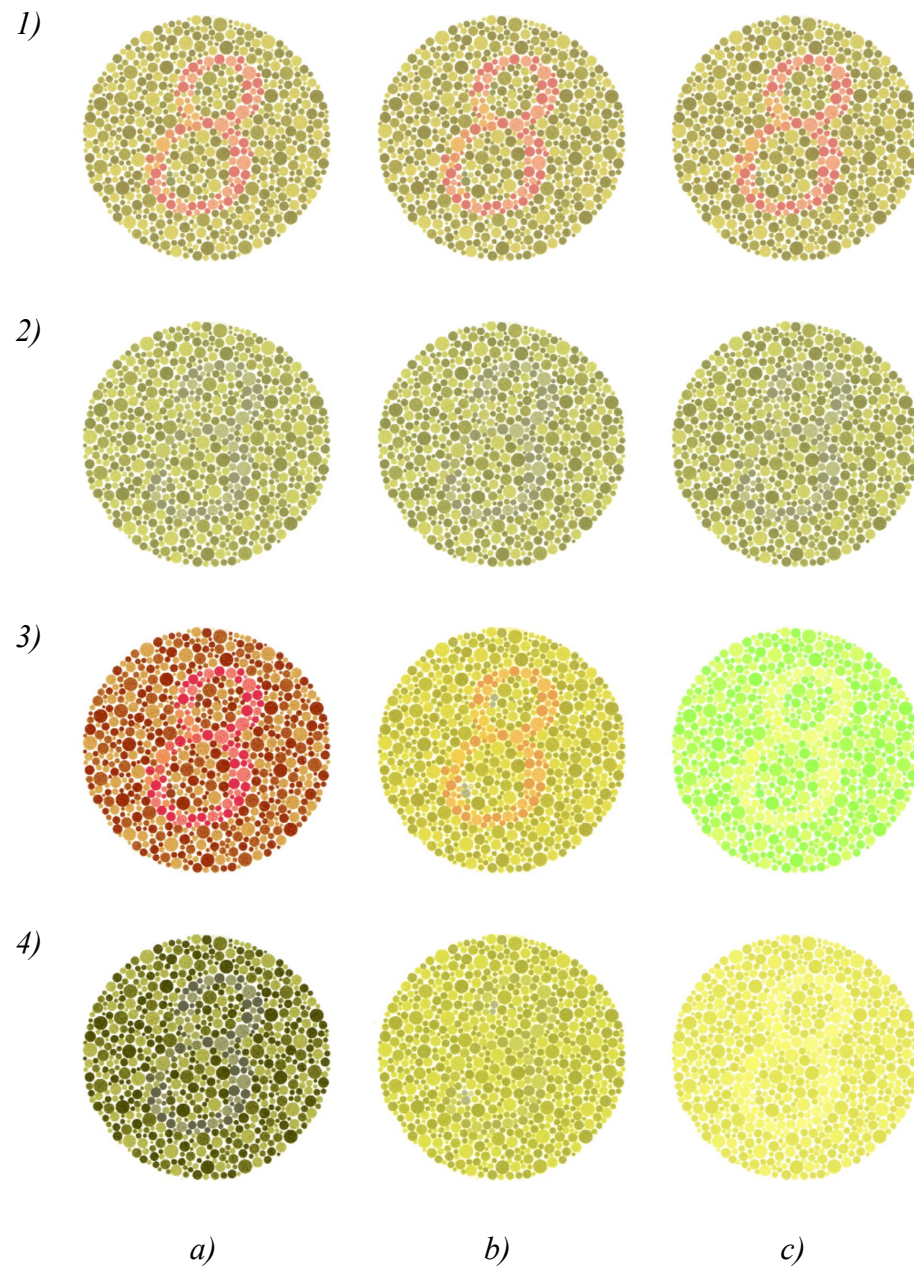


Figura 12. Comparativa de daltonizaciones II. 1) Imagen original, 2) Simulación de deuteranopia sobre 1), 3) Daltonización, 4) Simulación de deuteranopia sobre 3), a) Daltonización LMS, b) Daltonización RGB, c) Daltonización propuesta

## CONCLUSIONES

En la comparativa de las daltonizaciones (*figura 11*) (*figura 12*) se puede observar que la técnica de daltonización propuesta mejora los resultados obtenidos por cualquiera de las otras dos técnicas preexistentes.

El uso de esta técnica no solo agiliza el flujo de trabajo al ser más ligeras en cuanto a operaciones, sino que además garantiza una mayor cobertura de casos, al contrario que la daltonización más simple (daltonización RGB) (*figura 9*) o el método tradicional de daltonización LMS (*figura 8*), donde queda evidente su inferioridad en casos como la corrección de las láminas de Ishihara.

Como trabajo futuro se propone extender esta daltonización a los casos de tritanopia y protanopia y probar con pacientes la coherencia de la métrica propuesta así como la efectividad del método de corrección propuesto.

### Referencias

- [1] NCBI's genome browser - Genome Data Viewer. (n.d.). Retrieved May 2020, from <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/genome/gdv/>
- [2] Orii H., Kawano H., Suetake N., Maeda H. (2016) Color Conversion for Color Blindness Employing Multilayer Neural Network with Perceptual Model. In: Bräunl T., McCane B., Rivera M., Yu X. (eds) Image and Video Technology. PSIVT 2015. Lecture Notes in Computer Science, vol 9431. Springer, Cham
- [3] Petrovic, Gajo & Fujita, Hamido. (2017). Deep Correct: Deep Learning Color Correction for Color Blindness. 10.3233/978-1-61499-800-6-824.
- [4] Thorsten Hansen, Karl R. Gegenfurtner; Color contributes to object-contour perception in natural scenes. *Journal of Vision* 2017;17(3):14. doi: <https://doi.org/10.1167/17.3.14>.
- [5] Elrefaei, Lamiaa. (2018). Smartphone Based Image Color Correction for Color Blindness. *International Journal of Interactive Mobile Technologies (IJIM)*. 12. 104. 10.3991/ijim.v12i3.8160.
- [6] Badlani, Jyoti & Deshmukh, Chandrashekhar. (2016). IJARCCE A Novel Technique for Modification of Images for Deuteranopic Viewers. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*. 5. 10.17148/IJARCCE.2016.54118.
- [7] Anagnostopoulos, Christos-Nikolaos & Tsekouras, George & Anagnostopoulos, Ioannis & Kalloniatis, Christos. (2007). Intelligent modification for the daltonization process of digitized paintings.
- [8] Tasnim, Anika & Hasan, Mohammad. (2017). An improved dynamic daltonization for color-blinds. 798-801. 10.1109/R10-HTC.2017.8289076.
- [9] Processing Foundation. (2018, April 2). Image Processing Library to Ease Differentiation of Colors for People with Colorblindness. Retrieved from <https://medium.com/processing-foundation/image-processing-library-to-ease-differentiation-of-colors-for-people-with-colorblindness-cc550f0670e0>
- [10] Shapley, R. M., & Tolhurst, D. J. (1973). Edge detectors in human vision. *The Journal of physiology*, 229(1), 165–183. <https://doi.org/10.1113/jphysiol.1973.sp010133>
- [11] William McIlhagga, Kathy T. Mullen; Evidence for chromatic edge detectors in human vision using classification images. *Journal of Vision* 2018;18(9):8. doi: <https://doi.org/10.1167/18.9.8>.
- [12] Breuil C, Jennings BJ, Barthelmé S, Guyader N, Kingdom FAA (2019) Color improves edge classification in human vision. *PLOS Computational Biology* 15(10): e1007398. <https://doi.org/10.1371/journal.pcbi.1007398>

- [13] Dutta, Soumya & Chaudhuri, Bidyut. (2009). A Color Edge Detection Algorithm in RGB Color Space. ARTCom 2009 - International Conference on Advances in Recent Technologies in Communication and Computing. 10.1109/ARTCom.2009.72.
- [14] Markel Vigo, Giorgio Brajnik, Automatic web accessibility metrics: Where we are and where we can go, *Interacting with Computers*, Volume 23, Issue 2, March 2011, Pages 137–155, <https://doi.org/10.1016/j.intcom.2011.01.001>
- [15] González J., Macías M., Rodríguez R., Sánchez F.. Accessibility Metrics of Web Pages for Blind End-Users, *Web Engineering. LNCS 2722*, 2003Springer(pg. 374-383)
- [16] Murillo-Morales, Tomas & Miesenberger, Klaus & Plhák, Jaromír. (2018). Authoring Semantic Annotations for Non-Visual Access to Graphics
- [17] Caldwell B., Cooper M., Guarino Reid L., Vanderheiden G.. , 2008 Web Content Accessibility Guidelines 2.0. W3C Accessibility Initiative. <http://www.w3.org/TR/WCAG20/>
- [18] M.Macías, Kai, *kit de accesibilidad a internet para usuarios con discapacidad visual*, (2004)
- [19] Rodríguez, Julia & Macías, Mercedes & Lozano-Tello, A. & Nieto, M & Accesibilidad, F & Web, La. (2001). *Métricas de calidad centradas en accesibilidad para KAI*.