



Universidad Autónoma de Querétaro
 Facultad de Informática
 Maestría en Ingeniería de Software Distribuido

Ajuste en luminancia y espacios de color para generar contrastes visibles para personas con daltonismo tricromático anómalo.

Opción de titulación
Tesis

Que como parte de los requisitos para obtener el Grado de
 Maestría en Ingeniería de Software Distribuido

Presenta:
 Ricardo Antonio Uribe Leal

Dirigido por:
 Dr. Luis Adrián Lizama Pérez

Dr. Luis Adrián Lizama Pérez
 Presidente


 Firma

Dr. Leonardo Barriga Rodríguez
 Secretario


 Firma

MSI. Fausto Abraham Jacques García
 Vocal


 Firma

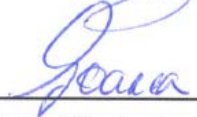
MC. Ruth Angélica Rico Hernández
 Suplente


 Firma

MISD. Ernesto Arreola Olvera
 Suplente


 Firma


 MISD. Juan Salvador Hernández Valerio
 Director de la Facultad de Informática


 Dra. Ma. Guadalupe Flavia Loarca Piña
 Directora de Investigación y Posgrado

RESUMEN

El color es algo presente en el día a día y pese a lo que se pudiese pensar es algo relativo al sujeto y a la luz del ambiente. La percepción de los colores es dada por 2 tipos de células que se tienen en los ojos: conos y bastones, dichas células captan longitudes de onda de luz que se perciben como los colores primarios: rojo, verde y azul. La deficiencia al captar la luz en algunas de estas células provoca que los colores sean percibidos de maneras distintas; Desde la ausencia de un color hasta la confusión entre tonalidades. Dicho padecimiento conocido como daltonismo se presenta en México en casi 10% de la población. El interés de este trabajo se centra en el Daltonismo Tricromático Anómalo (DTA) que se describe como fallas parciales en la visualización de colores más no la completa ausencia de percepción de un color. Este trabajo se enfocó en el efecto que tiene la luminancia para poder hacer visibles aspectos de las imágenes que antes pasaban desapercibidos a personas con DTA. La luminancia es una propiedad intrínseca al color que puede entenderse como la intensidad de luz que el color posee. Tomando como base la teoría de los colores oponentes donde un color es directamente opuesto a otro, el trabajo muestra cómo mediante la luminancia se puede identificar claramente zonas y colores que resultan confusos a personas con DTA y así mismo modificar dichas zonas mediante cambios en los espacios de color, umbralización e incrementos matriciales para compensar deficiencias en los conos y bastones que existen en los ojos. El algoritmo es rápido al procesar imágenes (comparado con Jia-Bin, en 2009) y presenta mejoras del 58% promedio en imágenes donde las zonas problemáticas se encuentran bien definidas como las láminas de Ishihara, pero aún presenta fallas de saturación de color en imágenes con secciones poco definidas. El algoritmo es un buen método inicial para identificar zonas problemáticas más debe ser combinado con otras técnicas para ser verdaderamente efectivo; se abre la posibilidad de que mediante el uso de límites de tonos locales o identificación de bordes se podría mejorar dicho desempeño.

(Palabras clave: daltonismo, luminancia, espacios de color, color oponente)

SUMMARY

Color is something intrinsic to human vision, contrary to what one might think it is not absolute but relative to the person and the environment where it is observed. Perception is given by 2 kind of cells present in the eyes: cones and rods, these cells absorb light wavelengths that are transformed into primary colors (red, green and blue); therefore all the color gamut. Deficiencies on these cells may cause colors to be observed differently by different individuals. From the complete lack of a primary color to the confusion of some color tones with similar luminance. This deficiency is known as color blindness and just in Mexico it affects more than 10 million people. Focus for this work is at anomalous trichromacy; which is described as partial fails over the channels but not the complete lack of one of them. A key variable for this thesis is luminance and how it may be used to identify zones that are not differentiable for an individual with this color deficiency. Luminance is an intrinsic color property that could be understood as the light intensity a color holds. Using opponent colors theory by Hering, where a color is less its counterpart as long as it moves towards the opposite direction in a color graph, it is shown how through the use of luminance it is possible to identify zones that were previously not perceptible for anomalous trichromats and therefore be modified via color spaces transformations, thresholds and matrix increments over those identified zones. The proposed algorithm is fairly quick compared with other proposals (Jia-Bin at 2009) and it presents an average improvement of 58% over images with well-defined problematic areas like the Ishihara plates, however, it still presents some flaws at color saturation at images loaded with many and not well defined problematic areas. This algorithm represents a fair baseline for future works and it opens the door to be combined with other technics like border detection and the set of local limits for saturated tones in order to obtain better results.

(Key words: color blindness, luminance, color space, opponent color)

A Yazmín, Nathalia y Diego

AGRADECIMIENTOS

En la preparación de este trabajo se recogieron las opiniones desinteresadas del Doctor Leonardo Barriga y de los Maestros Víctor Mendoza, Luis de Alba y Ernesto Arreola quienes siempre mostraron una actitud positiva y de servicio para llevar a buen término este trabajo. Así mismo se agradece en particular al Doctor Luis Adrián Lizama Pérez el haber revisado el texto y sus atinados comentarios para mejorarlo.

Finalmente agradezco profundamente a mi esposa e hija el tiempo que me permitieron dedicar a este trabajo así como su apoyo constante para no abandonar la idea de obtener el grado de Maestro siendo ellas junto con mi hijo mi principal motivación para alcanzarlo.

TABLA DE CONTENIDOS

1.	INTRODUCCIÓN	11
2.	OBJETIVOS	13
3.	ANTECEDENTES Y FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA	14
3.1	EL COLOR.....	14
3.2	EL DALTONISMO	15
3.3	PROCESAMIENTO DE IMÁGENES	17
3.4	TRABAJOS RELEVANTES	19
3.5	ESPACIO RGB	23
3.6	COLORES Oponentes	24
3.7	ESPACIOS DE COLOR CIE.....	25
4.	METODOLOGÍA	31
4.1	ALGORITMO	31
4.2	CONVERSIONES ENTRE ESPACIOS DE COLOR.....	31
4.3	MÁSCARAS EN BASE A LUMINANCIA.....	37
4.4	MODIFICACIÓN DEL CANAL CIE LAB	39
5.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN	43
6.	REFERENCIAS	55
7.	APÉNDICE	59
7.1	APÉNDICE 1: EVALUACIÓN DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES EN PERSONAS CON DTA.....	59

ÍNDICE DE TABLAS

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	43
Tabla 5.1 Resultados de acuerdo a los sujetos de pruebas.....	51

|

ÍNDICE DE FIGURAS

3. ANTECEDENTES Y FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA	14
Fig. 3.1. Conos y bastones del ojo humano.....	14
Fig. 3.2 Luminancia en el algoritmo de Gooch	22
Fig. 3.3 Longitud de onda de los colores primarios.....	26
Fig. 3.4 Gama espacio RGB.....	27
Fig. 3.5 Sumas de colores que generan un mismo resultado (Metamers).....	29
4. METODOLOGÍA.....	31
Fig. 4.1 Imagen original sin procesamiento.....	32
Fig. 4.2 Componentes RGB, rojo izquierda, verde centro, azul derecha.....	32
Fig. 4.3 Imagen en el espacio XYZ.....	34
Fig. 4.4 Componentes XYZ, X izquierda, Y centro, Z derecha	34
Fig. 4.5 Matriz para estándar sRGB	35
Fig. 4.6 Componentes CIE LAB, luminancia izquierda, delta A centro, delta B derecha	37
Fig. 4.7 Canal A convertido a blanco y negro	38
Fig. 4.8 Negativo de la máscara.....	38
Fig. 4.9 Rojos enmascarados	39
Fig. 4.10 Complemento de la máscara modificado	40
Fig. 4.11 Complemento de rojos	40
Fig. 4.12 Nuevo canal rojo	41
Fig. 4.13 Imagen con las modificaciones.....	41
Fig. 4.14 Imagen con modificaciones en el complemento del área de interés.....	42

5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	43
Fig. 5.1 Célula rosa.....	43
Fig. 5.2 Célula rosa complemento	44
Fig. 5.3 Lamina Ishihara 1	45
Fig. 5.4 Oso	47
Fig. 5.5 Tomates	49
Fig. 5.6 Ensalada	50

ÍNDICE DE FÓRMULAS

Fórmula 3.1 Segmentación binaria	18
Fórmula 3.2 Componentes del espectro de luz	24
Fórmula 3.3 Componentes cromáticas verde-rojo y amarillo-azul.....	25
Fórmula 3.4 RGB a un vector oponente por Otha	25
Fórmula 3.5 Componentes XYZ normalizadas.....	27

1. INTRODUCCIÓN

Existen aspectos de la vida que se vuelven tan cotidianos que se pierde la perspectiva de la importancia que tienen en el día a día. El color es una de ellas. Pese a que en la escuela los alumnos se familiarizan con él desde edades tempranas y pareciera ser algo absoluto e incuestionable la realidad es que es algo tan relativo al sujeto y al ambiente como se pudiese imaginar.

El trabajo abordará algunos de los aspectos físicos del color y su teoría, así como los diferentes componentes que tienen los espacios del color en teoría computacional y cómo sus componentes permiten identificar áreas que pasan desapercibidas a personas con deficiencias visuales; en particular personas con daltonismo.

Se tratará el tema de la luminancia; qué es y qué efecto puede tener en las imágenes, así como su identificación en un algoritmo computacional que permita tratar imágenes con intensidades de color similares. Se abordará la teoría de los colores oponentes y cómo el espectro físico de la luz permite crear distancias entre los colores que generen contrastes para personas daltónicas.

El trabajo toma como base las ideas de Gooch acerca de cómo la luminancia puede ser usada para identificar y generar cambios en imágenes de color convertidas a blanco y negro para que las mismas no pierdan información y aplica dichas ideas al dominio de las personas daltónicas para generar cambios en el dominio del color, siempre enfocados a las tonalidades primarias que generan confusión: rojos y verdes.

El algoritmo propuesto es un método alternativo al mapeo de colores propuesto por Jia-Bin y sus colaboradores o su similar en el modelo propuesto por Bao y permite un desempeño más veloz de imágenes ya que no se reemplaza y analiza pixel por pixel sino zonas enmascaradas de una imagen y se acerca un

poco más a la idea de Yingli en su trabajo de detección de texturas para personas con daltonismo.

Así mismo se presentará una discusión sobre los aspectos positivos del algoritmo, así como áreas de mejora y actualizaciones al algoritmo desarrollado; tanto en el proceso mismo como en su aplicación en la vida cotidiana pensando en patentes ya existentes de marcas como Sony, Google, Samsung, LG y Microsoft.

El trabajo pretende traer a la mesa un tema que ya ha sido investigado en varias partes del mundo principalmente en Asia, mientras que en México ha pasado un poco desapercibido al no haberse encontrado trabajos relacionados durante el curso de esta investigación; aun cuando según datos del Seguro Social cerca del 10% de la población mexicana padece de algún grado de daltonismo.

2. OBJETIVOS

El objetivo principal de este trabajo es proveer una herramienta computacional que sea capaz de realizar ajustes en los espacios de color y la luminancia de un conjunto de imágenes y realizar cambios sobre las imágenes de entrada que generen contrastes para permitir mostrar objetos que antes pasaban desapercibidos a personas con Daltonismo del tipo Tricromático Anómalo (DTA).

Para lograr este objetivo se reunirá un conjunto de imágenes que muestren objetos en gamas de rojos y verdes que pasan desapercibidos al ojo de las personas con DTA. Dichas imágenes servirán de control para evaluar la eficiencia de la herramienta. A manera de prueba y concientización se emulará dentro de un espacio de color estándar (RGB) cómo percibe estas imágenes una persona con DTA.

Se realizarán comparaciones en distintos espacios de color como: RGB, YCRCB, CIELAB etc. con el fin de determinar qué conversiones entre los espacios de color generan mejores resultados para permitir la modificación de variables que hagan visibles objetos que antes pasaban desapercibidos a personas con DTA.

Se estudiará la posibilidad de modificar alguno de los métodos matemáticos de dichas conversiones entre los espacios de color para evaluar si al realizar algún cambio en ellos presenta una ventaja para generar el contraste necesario para visualizar objetos que previamente pasaban desapercibidos a una persona con DTA.

Finalmente se validará contra el conjunto de imágenes de prueba, identificadas al inicio de la investigación, si es posible que personas con el padecimiento de DTA puedan identificar objetos que antes pasaban desapercibidos en su campo de visión. Se evaluará la herramienta, con al menos una persona ya identificada con dicho padecimiento. Sin embargo se procurará encontrar más sujetos para validar la herramienta y su eficacia.

3. ANTECEDENTES Y FUNDAMENTACIÓN TEÓRICA

3.1 El Color

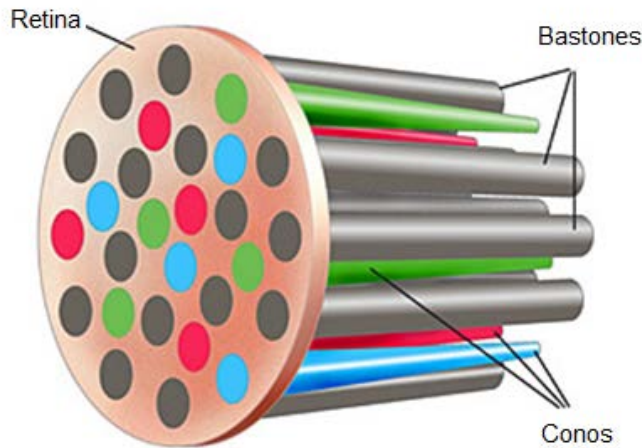
El color de los objetos puede llegar a ser algo engañoso ya que si se mira un mismo objeto con diferentes intensidades y tipos de luz pudiera parecer que el color de éste cambia. Sin embargo se debe recordar que los objetos no poseen color sino que reflejan la luz y esto da la percepción del color. Dependiendo de si es luz natural o artificial, la hora del día y muchos otros factores el sujeto captará las longitudes de onda de luz que rebotan en el objeto en ese momento dando así la sensación de que posee un color (Nathans, 1999).

Ahora bien el ojo humano juega un papel fundamental en cómo se perciben los colores, éste cuenta con una serie de células sensoriales en la retina, mismas que reaccionan de acuerdo a la luz a la que son expuestas. Estas células son de 2 tipos: conos y bastones. Los bastones funcionan en la oscuridad y permiten distinguir entre el blanco y el negro así como la escala de grises entre estos dos, ésta función ayuda a percibir el contraste de la luz (Jia-Bin, Chu-Song, Tzu-Cheng, & Sheng-Jyh, 2009).

Los conos funcionan en ambientes con mucha luz y permiten distinguir los colores. Existen 3 tipos de conos, cada uno sensible a un color primario (rojo, verde y azul - RGB). Ambos tipos de células, como muestra la Fig. 3.1, se encuentran en el nervio óptico y transmiten señales al cerebro para que se identifique el color y el contraste de los objetos (Jia-Bin, Chu-Song, Tzu-Cheng, & Sheng-Jyh, 2009).

Los conos también son identificados de acuerdo a la longitud de onda que captan: Corta, Media y Larga. La combinación de las 3 longitudes generan los tonos que pueden ser captados por el ojo humano. Siendo el cerebro el encargado de interpretarlos como un color (Carroll, Neitz, Hofer, & Williams, 2004).

Fig. 1. Conos y bastones del ojo humano



En años recientes, con la popularización de las impresoras a color y la disponibilidad de los dispositivos móviles con pantallas a color que explotan el contenido visual, se vuelve más importante el uso adecuado de los colores para lograr una comunicación efectiva. Sin embargo las personas con deficiencias visuales tienen dificultades para distinguir entre colores y contrastes que son perceptibles para personas sin esta condición (Jia-Bin, Chu-Song, Tzu-Cheng, & Sheng-Jyh, 2009).

3.2 El Daltonismo

Una de las condiciones de deficiencia visual más comunes es el daltonismo. John Dalton describió su propia condición de ceguera al color en 1794. Tanto él como su hermano confundían el color verde con el rojo y el rosa con el azul. Dalton tenía la teoría de que su retina tenía una capa de azul que selectivamente absorbía las longitudes de onda más largas. Era tan fuerte su sentimiento al respecto que incluso dejó instrucciones para que sus ojos fueran examinados después de su muerte para comprobar su teoría, sin embargo al momento de examinarlos se encontró una retina totalmente transparente refutando su propia teoría (Hunt, Dulai, Bowmaker, & Mollon, 1995).

Más tarde en estudios posteriores utilizando ADN del tejido conservado de su ojo se determinó que Dalton padecía de deuteranopia, condición con la que

carecía de foto-pigmentos en la retina en la que los conos sensibles a longitudes de onda medias están ausentes, a la fecha este es el tipo más común de ceguera al color. En 1794 fue la primera vez en que se planteaba el tema de falta de percepción del color en algunas personas y que además se daba una explicación sobre el origen del padecimiento. Aunque su teoría fue refutada estando Dalton aún vivo, el hecho de traer el tema a la mesa fue tan innovador que la condición de ceguera al color fue bautizada como daltonismo (Hunt, Dulai, Bowmaker, & Mollon, 1995).

El daltonismo es causado por una falla en los genes encargados de producir los pigmentos de los conos. Dependiendo de los pigmentos defectuosos ciertas ondas de luz o colores son confundidos con otros, Por ejemplo si el pigmento defectuoso es el del rojo, el individuo no distinguirá el rojo ni varias de sus combinaciones (Von Rebeur, 2010).

La condición es hereditaria y se transmite por lo común por una falla en un alelo recesivo del cromosoma X. Es decir si un hombre hereda un cromosoma X con dicha condición será daltónico. Por otro lado las mujeres al poseer 2 cromosomas X, sólo padecerán la condición si ambos cromosomas presentan la deficiencia, sin embargo es altamente probable que transmitan la condición a sus hijos (Von Rebeur, 2010).

Existen muchos tipos de daltonismo dependiendo de los conos que tengan la falla sin embargo el 99% de los casos pueden ser agrupados en protanopia y deuteranopia o sus equivalentes protanomalia y deuteranomalia. El daltonismo acromático es cuándo el individuo no tiene ninguno de los tres tipos de conos o éstos están completamente atrofiados. Su presencia es muy rara y sólo se presenta un caso por cada 100,000 personas. El daltonismo monocromático se presenta cuando sólo existen pigmentos en uno de los 3 conos, esto causa que las percepciones de la luz y los colores se reduzcan a un solo tono, casi como si se observara en blanco y negro (Cassin & Solomon, 1990).

El dicromatismo o daltonismo dicromático es menos grave ya que sólo se padece atrofia en uno de los 3 tipos de conos. Este padecimiento es hereditario y existen 3 subcategorías: Protanopia, deuteranopia y tritanopia. La protanopia consiste en la completa falta de foto receptores rojos en la retina. La deuteranopia es la falta de foto receptores verdes y causa ceguera al color verde. Finalmente la tritanopia es la falta de los foto receptores azules en la retina. Ésta última es una condición muy rara (Cassin & Solomon, 1990).

El último padecimiento que una persona puede tener es ser tricromático anómalo (DTA). En esta condición la persona afectada posee los tres tipos de conos pero algunos de ellos tienen defectos funcionales por lo que ciertos colores se confunden o se perciben de forma alterada. Éste es el grupo más común de daltónicos. Los efectos son similares al daltonismo dicromático pero menos notables ya que sí se poseen los 3 tipos de conos (Cassin & Solomon, 1990).

Los casos de afectación bajo cada rubro son: La protanomalia (1% Hombres, 0.01% Mujeres), deuteranomalia, la más usual (6% Hombres, 0.4% Mujeres) y tritanomalia, de nuevo, muy poco frecuente (0.01% Hombres, 0.01% Mujeres). (Cassin & Solomon, 1990). Dado el porcentaje de afectación y su posible aplicación este trabajo se enfocara en los casos tricromático anómalos con énfasis en la deuteranomalia, que es la falla en algunos de los foto receptores verdes y rojos.

3.3 Procesamiento de Imágenes

El área de procesamiento de imágenes es el conjunto de técnicas matemáticas que se aplican a las imágenes digitalizadas con el propósito de manipular y mejorar la calidad de las mismas o procesarlas de manera que faciliten la búsqueda de información clave dentro de ellas o su uso en otras operaciones matemáticas (González & Wintz, Procesamiento digital de imágenes, 1996).

En su mayoría las técnicas de procesamiento de imágenes se basan en filtros basados en funciones matemáticas que se aplican al histograma de la imagen. Un histograma es la representación gráfica de con qué frecuencia se presenta un elemento en un conjunto dado. Para una imagen representa que cantidad de píxeles con ciertas características contiene la misma. En el caso de escala de grises, se grafica la frecuencia de valores de 0 a 255 (Dean & Ilowsky, 2013). Existen distintos tipos de ellos y su aplicación se lleva a cabo sobre los dominios de frecuencia y espacio. Los principales objetivos que se buscan con su aplicación son:

- Suavizar: Reducir la cantidad de variaciones de intensidad entre píxeles vecinos.
- Eliminar Ruido: Homogenizar píxeles cuyo nivel de intensidad es muy diferente al de sus vecinos.
- Realzar bordes: Dilatar/Contraer los bordes en la imagen.
- Detectar bordes: Identificar píxeles dónde hay un cambio en la función intensidad (González & Wintz, Procesamiento digital de imágenes, 1996).

Así mismo, existen otros métodos llamados de segmentación que permiten separar los píxeles y conjuntos de píxeles que son útiles de los que no. Uno de los más importantes es la umbralización, cuyo objetivo es binarizar una imagen en escala de grises de manera que:

Fórmula 3.1 Segmentación binaria

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{Si } x < t(\text{negro}) \\ 1 & \text{Si } x > t(\text{blanco}) \end{cases}$$

De esta manera se puede separar los objetos que son esenciales de la imagen, usualmente del fondo de la misma, es importante entender que los métodos de segmentación que se usarán en este trabajo son completos; es decir que todos los píxeles de la imagen pertenecerán al grupo del 0 ó del 1. (Otsu,

1979). Encontrar el nivel óptimo de umbralización es crítico para no eliminar información útil de la imagen ni traer información que no se utilizará.

Una vez que se ha aplicado un umbral a una imagen de entrada es posible utilizar funciones morfológicas, una de las más comunes es la erosión cuyo propósito es utilizar un elemento estructurante para eliminar píxeles de los bordes de los bloques resultantes de la imagen umbralizada. Dado que se eliminan píxeles de los bordes exteriores; el ruido que contenían por efecto de intensidades cercanas a las deseadas son eliminadas, dejando una mejor imagen para trabajar (González & Woods, Digital Image Processing, 2002).

3.4 Trabajos Relevantes

El procesamiento de imágenes basadas en discriminación del color puede tener su origen a finales de los 80's en el trabajo de Mumford (Harvard) y Shah (Northeastern) "Optimal Approximations by Piecewise Smooth Functions and Associated Variational Problems" cuyo propósito fue introducir el estudio de las propiedades básicas para descomponer una imagen con dominio R en función de $g(x,y)$ es decir detectar zonas dentro de una imagen (Mumford & Shah, 1989).

Dicha propuesta sería refinada en los 90's por los italianos Ambrosio y Tortorelli de la Scuola Normale Superiore di Pisa, quienes propondrían límites máximos y mínimos para las aproximaciones. Sus funciones y algoritmos sustentan las bases de muchos artículos científicos en años recientes para evitar perder resolución al convertir imágenes a grises dadas por tonos similares al momento de la conversión (Ambrosio & Tortorelli, 1992).

Universidades como la de Daejin en Corea del Sur, han publicado varios trabajos relacionados a la detección de bordes mediante complejas operaciones matemáticas (Kim, Kim, & Park, 2011), así como trabajos relacionados al contraste y luminancia en las imágenes (Baek, Kim, Kim, & Park, 2011) todo esto con el objetivo de proveer mejor información a personas con alguna debilidad visual

Mucha investigación se realiza en universidades americanas, europeas alrededor de Italia y Alemania y en Corea del Sur. Una de las principales empresas con patentes al respecto es Samsung (US 8345338 B2) donde intentan implementar pantallas en dispositivos móviles que se ajusten a deficiencias relacionadas a la visión (Young-min, 2013). Empresas como Microsoft (US7502032) desarrollan trabajos en discriminación de colores, LG (US20050134800) en compensación de colores y Sony (US8660341) en conversión de colores.

Una de las tendencias fuertes en años recientes es el uso de mapas que permitan corregir los colores en la imágenes para hacerlos accesibles a personas con distintas debilidades visuales. La universidad de Fundan en Beijin ha realizado algunos trabajos al respecto (Bao, Wang, Ma, & Gu, 2008).

Un aspecto un poco menos explorado pero no menos importante es la luminancia y crominancia de las imágenes y cómo al tenerla en cuenta se pueden preservar más características de las imágenes que se convierten de colores a escala de grises. Gooch y su trabajo "Color2Gray: salience-preserving color removal" es una referencia básica al respecto (Gooch, Olsen, Tumblin, & Gooch, 2005).

Con base en los proyectos realizados anteriormente este trabajo buscará sacar provecho las investigaciones sobre luminancia/crominancia enfocada a los colores que las personas daltónicas tienen a confundir. Como se puede observar, la idea de trabajar para ayudar a personas con deficiencias visuales no es completamente nueva y los trabajos realizados a la fecha puede dividirse en 2 grandes grupos: Herramientas que proveen recomendaciones para diseñadores para evitar el uso de colores que produzcan resultados ambiguos para personas con algún tipo de padecimiento visual (Jia-Bin, Chu-Song, Tzu-Cheng, & Sheng-Jyh, 2009).

La segunda categoría incluye métodos y herramientas semi automatizados que permitan reproducir espacios de color aptos para personas con estos tipos de

padecimientos. El ejemplo más clásico es la paleta reducida de colores o la verificación de esquemas de color. Sin embargo el mayor reto es lograr que las imágenes resultantes sigan siendo naturales para el usuario final, aun cuando éste selecciona los parámetros incorrectos para el ajuste o desconoce cómo jugar con ellos (Jia-Bin, Chu-Song, Tzu-Cheng, & Sheng-Jyh, 2009).

En años recientes los algoritmos para cambiar el espacio de color de una imagen presentan una tendencia dónde la funcionalidad principal es la diferenciación de los colores. En este enfoque el flujo de actividades incluyen la identificación de la paleta de colores principales en la imagen original, esto a manera de simplificar la carga que implica el analizar toda la imagen (Jia-Bin, Chu-Song, Tzu-Cheng, & Sheng-Jyh, 2009).

Posteriormente se calcula la distancia euclidiana entre algunos de los colores claves en el espacio que se estará utilizando y se obtiene un mapa óptimo de colores a remplazar, tratando de que las distancias entre el color original y el remplazado sea mínima tomando en cuenta la percepción que tienen las personas con la afectación visual. Finalmente se interpolan los colores corregidos con los vecinos más próximos para calcular la imagen final (Jia-Bin, Chu-Song, Tzu-Cheng, & Sheng-Jyh, 2009).

Algunos de los factores a considerar en este tipo de trabajos es que algunas características esenciales de las imágenes desaparecen al eliminar el color. El ejemplo inmediato es al momento de convertir imagen de un universo de color a escala de grises (Gooch, Olsen, Tumblin, & Gooch, 2005).

El algoritmo "Color2Gray" propuesto por Gooch elimina algunas de las pérdidas por dicha conversión. Gooch logra esto mediante la conservación de algunas propiedades de color de la imagen. El algoritmo sigue 3 pasos: Primero convierte la imagen RGB a un espacio de color perceptualmente uniforme. Segundo usa información sobre la crominancia y luminancia de la imagen para crear diferencias entre pixeles vecinos. Finalmente modula de manera óptima la escala de grises usando la variación cromática de la imagen origen (a color). Un

ejemplo de esto se muestra en la Fig. 3.2 (Gooch, Olsen, Tumblin, & Gooch, 2005).

En la Fig. 3.2 observamos cómo algunos tonos con luminancias similares en el primer cuadro se pierden al pasarlos a escala de grises en el segundo cuadro, esto es porque la luminancia del cuadro rojo es muy similar a la del fondo azul. Al incorporar la crominancia al algoritmo se logra el resultado en el tercer cuadro (Gooch, Olsen, Tumblin, & Gooch, 2005).

Fig. 3.2 Luminancia en el algoritmo de Gooch



Las aplicaciones de este tipo de algoritmos es muy basta, ya que las persona con algún tipo de padecimiento visual relacionado al color dejan de ejecutar tareas que parecieran cotidianas para el resto de la gente. Yingly propuso en 2010 una investigación para ayudar a personas con daltonismo y débiles visuales al combinar ropa en base a imágenes capturadas por una cámara utilizando parámetros como el color y la textura de la tela (Yingli & Shuai, 2010).

Su aplicación puede ser utilizada con todo tipo de prendas, ya sea de colores lisos, o combinados, con textura o patrones, inclusive se ajusta a variaciones de iluminación o si las prendas se encuentran rotadas o arrugadas al momento de capturar las imágenes. La aplicación una vez que procesa la entrada regresa un mensaje de audio del tipo: el color y la textura combinan o el color combina pero la textura no, etc. (Yingli & Shuai, 2010).

Para poder manejar patrones, texturas y cambios de luz se combinó una transformada de Radon con ondas y una matriz de ocurrencias de texturas: "Radon transform, wavelet features, and co-occurrence matrix". El algoritmo realiza las combinaciones en base a un espacio de color HSI normalizado. Así mismo se desarrolló un clasificador de color para detectar algunos colores claves

como el rojo, naranja, amarillo, verde, cian, azul, morado, rosa, negro, gris y blanco. También se desarrolló un método de detección de bordes para trabajar con las texturas. El resultado de todas estas técnicas al final es comparado con una base de datos de combinaciones para obtener resultados aún más robustos (Yingli & Shuai, 2010). Este tipo de trabajos buscan mejorar la calidad de vida a personas con algún tipo de debilidad visual. Al mismo tiempo benefician otras áreas de estudio como el identificar objetos sin importar su dirección o posicionamiento espacial.

3.5 Espacio RGB

El color es la manera en que los Sistemas Visuales Humanos (HVS) miden el espectro electromagnético que se encuentra aproximadamente entre los 300 nm y 830 nm. Debido a ciertas propiedades de los HVS los humanos no son capaces de observar todas las combinaciones posibles del espectro y en cambio tienden a agrupar sus percepciones en combinaciones onda que identifican como colores (Steer, 2015).

Con base en esta idea se creó el espacio RGB. En este espacio se intentó simular la percepción de la luz en el ojo humano basados en los 3 colores primarios provenientes de la teoría tricromática de Maxwell, Young y Helmholtz que propone que existen 3 tipos de foto receptores en los ojos, cada uno de ellos sensibles a las longitudes de onda del rojo, verde y azul. De hecho, empatados con 3 tipos de conos identificados como largos (L), medianos (M) y cortos (S) en referencia a la longitud de onda captada por cada uno de ellos (Hurvich & Jameson, 1949).

La mayoría de los dispositivos usados para capturar imágenes en RGB emulan los sensores LMS de captura de la luz y describen el color basados en la síntesis aditiva de sus 3 componentes. Dónde $S(\lambda)$ es el espectro de luz y $R(\lambda)$, $G(\lambda)$ y $B(\lambda)$ son las funciones de sensibilidad a los receptores de onda RGB (Hurvich & Jameson, 1949).

Fórmula 3.2 Componentes del espectro de luz

$$R = \int_{300}^{830} S(\lambda)R(\lambda)d\lambda \quad G = \int_{300}^{830} S(\lambda)G(\lambda)d\lambda \quad B = \int_{300}^{830} S(\lambda)B(\lambda)d\lambda$$

La idea de separar el espectro en un vector de 3 componentes es trascendental ya que permite lograr una compresión de 10 a 1 de la imagen original. Esta ganancia conlleva una pérdida de información y la aparición de “metamers” éstos son distintos espectros que muestran una misma percepción en el modelo, en pocas palabras perdidas de resolución en el color (Fulton, 2004).

Cómo se puede suponer por lo descrito con anterioridad el espacio RGB depende mucho del dispositivo de captura de luz que se esté utilizando y por ende se vuelve relativo al mismo. Sin embargo no todo son malas noticias ya que existen métodos de calibración que convierten al RGB en el espacio básico para trabajar y llegar a otros espacios de color.

El esquema RGB usa valores de 0 a 255, para cada uno de los 3 canales, para representar su gama esto en escalones no lineales de manera que se aproximen a nuestra percepción de la luz, una mejor aproximación sería logarítmica, esto es complejo de representar en las señales de televisión tanto digitales como análogas y se le conoce como codificación gamma, por lo mismo se debe estar consciente de los parámetros de codificación gamma usados para evitar errores de brillos y color; ya que éstos son específicos al dispositivo.

3.6 Colores Oponentes

A finales del siglo 19 el Alemán Ewald Hering propuso la teoría de los colores oponentes. Hering se dio cuenta que algunos matices no podían ser percibidos al mismo tiempo, la percepción del matiz no podía ser descrita como rojo-verde o amarillo-azul, mientras que el resto de las combinaciones si era posible, adicionalmente el propuso un tercer opuesto con el blanco-negro. Esto en total oposición a la teoría tricromática (Baumann, 1992).

Más tarde los investigadores del color descubrieron que existe una capa en los sistemas HVS que convierte valores RGB de los conos del ojo en un vector de colores oponentes, este vector tiene una componente acromática blanco-negro y dos componentes cromáticas verde-rojo y amarillo-azul.

Fórmula 3.3 Componentes cromáticas verde-rojo y amarillo-azul

$$RG = R - G$$

$$YeB = 2B - R - G$$

$$WhBl = R + G + B$$

La transformación se logra mediante foto receptores en la retina llamados células de ganglión (Masland, 2012). Una forma sencilla de convertir de RGB a un vector oponente se muestra en las fórmulas superiores. Mientras que una versión más trabajada sería la de Otha, misma que es ampliamente usada en procesamiento de imágenes (Otha, Kanade, & Sakai, 1980).

Fórmula 3.4 RGB a un vector oponente por Otha

$$I_1 = \frac{R + G + B}{3}$$

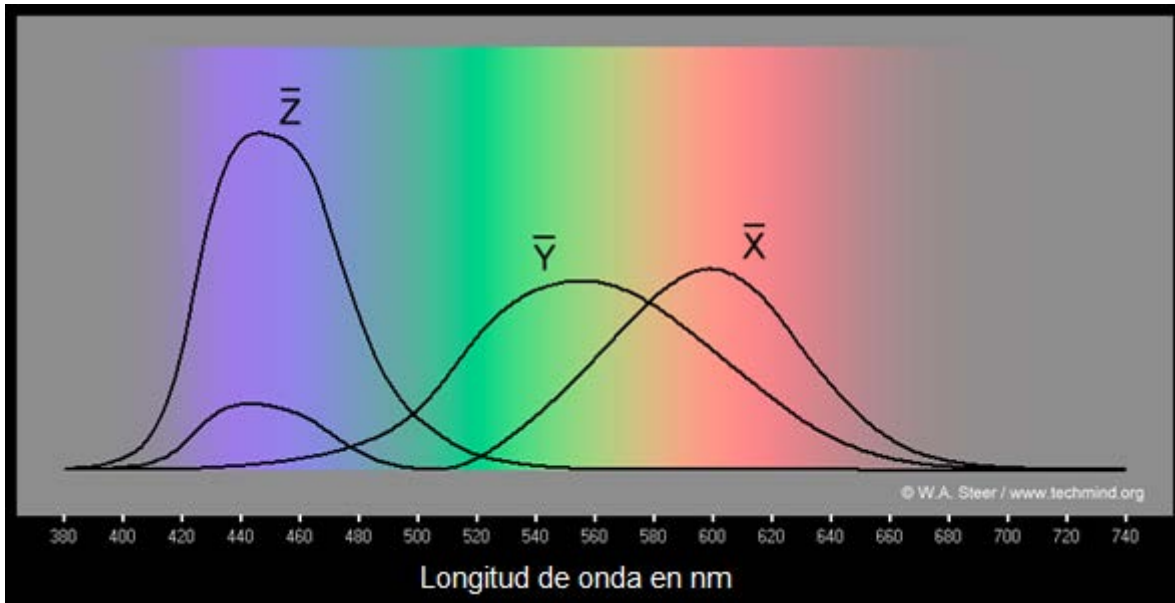
$$I_2 = \frac{R - B}{2}$$

$$I_3 = \frac{2G - R - B}{4}$$

3.7 Espacios de Color CIE

Durante la década de 1920's varios estudios permitieron caracterizar la respuesta del ojo humano hacia la luz. A partir de ahí fueron evolucionando para empatar los colores con las distintas longitudes de onda de la luz. Una vez identificados los 3 colores primarios, con base en técnicas aditivas de diferentes longitudes de dichos colores se puede formar todo el espectro de colores visibles para el hombre como se muestra en la Fig. 3.3 (Steer, 2015).

Fig. 3.3 Longitud de onda de los colores primarios



La Comisión Internacional de la Iluminación (CIE) definió 3 funciones llamadas X, Y y Z que para efectos prácticos pueden tratarse como si fueran las respuestas a los espectros recibidos por los distintos conos en el ojo humano. En la realidad las curvas de respuesta en el ojo humano son un poco diferentes, pero están muy relacionadas matemáticamente con este modelo. Mientras pudiera parecer conveniente pensar en X, Y y Z como rojo, verde y azul, cada uno con su propia banda, estos en realidad se superponen en las frecuencias sobre todo X y Y. Para complicar un poco más las cosas el rojo; X, tiene un pequeño relieve en la curva hacia el inicio visible del espectro que coincide con Z como se mostró en la Fig. 3.3 (Broadbent, 2004).

Debido al traslape de las funciones no es posible que una fuente de luz física se pueda representar en un solo canal y mantener en valores nulos los otros 2. Es decir no son estímulos que puedan existir totalmente independientes. Un color es definido por los estímulos que recibe el ojo en los canales XYZ, la magnitud de dicho color se define por el brillo o intensidad de dicho estímulo. Por ende tiene sentido definir un color por una tripleta de valores XYZ en sus versiones normalizadas es decir:

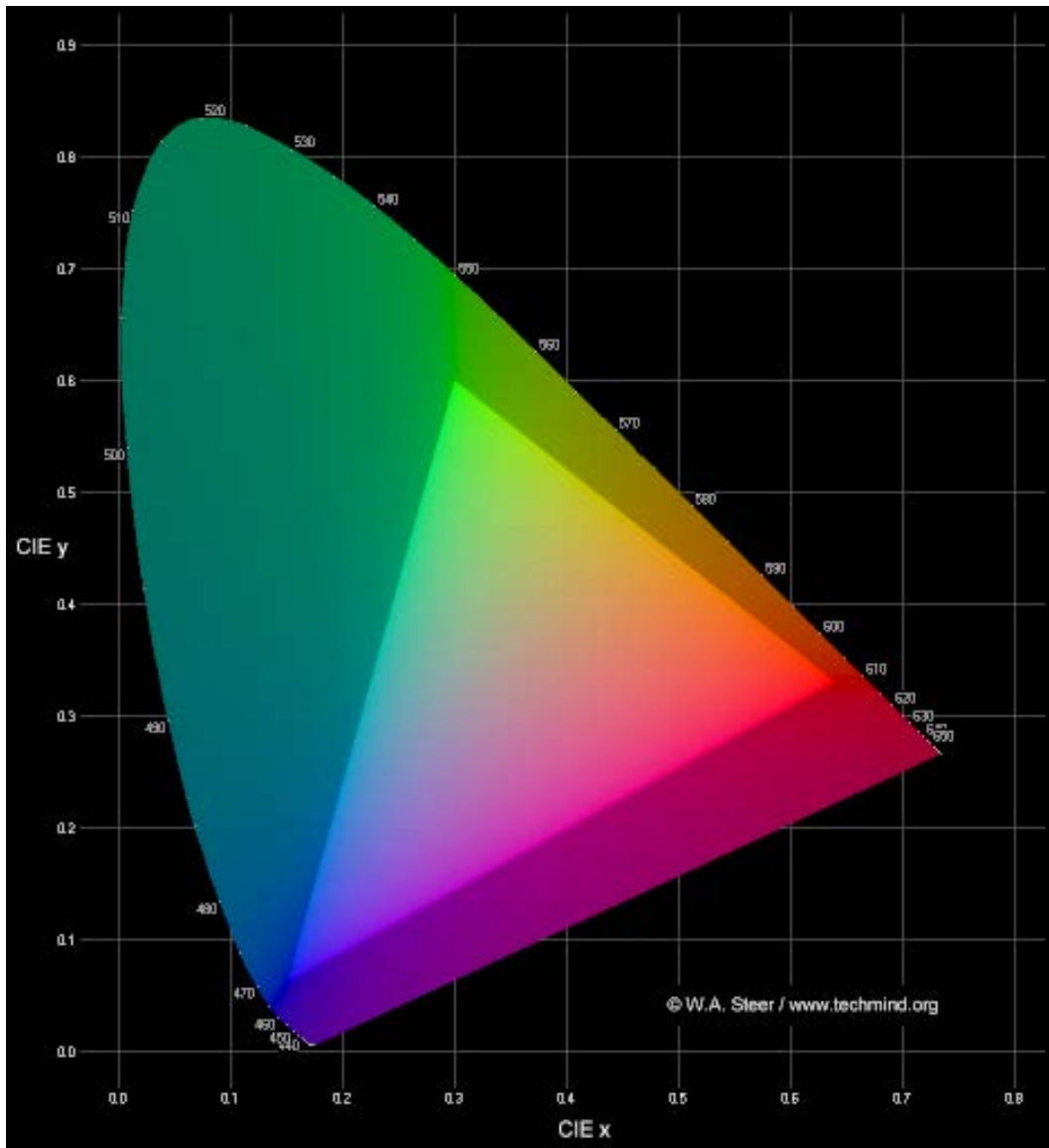
Fórmula 3.5 Componentes XYZ normalizadas

$$x = \frac{X}{X+Y+Z} \quad y = \frac{Y}{X+Y+Z} \quad z = \frac{Z}{X+Y+Z}$$

Por supuesto, por definición $x + y + z = 1$, de tal forma que sólo se necesitan 2 de las 3 coordenadas para definir un color de manera única. Es común definir un color por sus coordenadas x, y . Lo cual da origen al diagrama de cromaticidad del modelo CIE. Este diagrama muestra el “gamut” o gama completa que es percibida por el ojo humano por sus coordenadas x, y (Steer, 2015).

La gama de colores es un conjunto completo de colores que puede ser representado dadas ciertas circunstancias en específico, por ejemplo el tipo de monitor que se tiene o el espacio de color que se está manejando. Cuando un color no puede ser representado en cierto espacio de color se dice que está fuera de la gama del mismo, por ejemplo el rojo puede representarse fácilmente en RGB, pero no existe en CMYK por lo cual para dicho espacio se encuentra fuera de la gama (Hsien-Che, 2005). En la Fig. 3.4 se muestra la gama para el espacio RGB.

Fig. 3.4 Gama espacio RGB

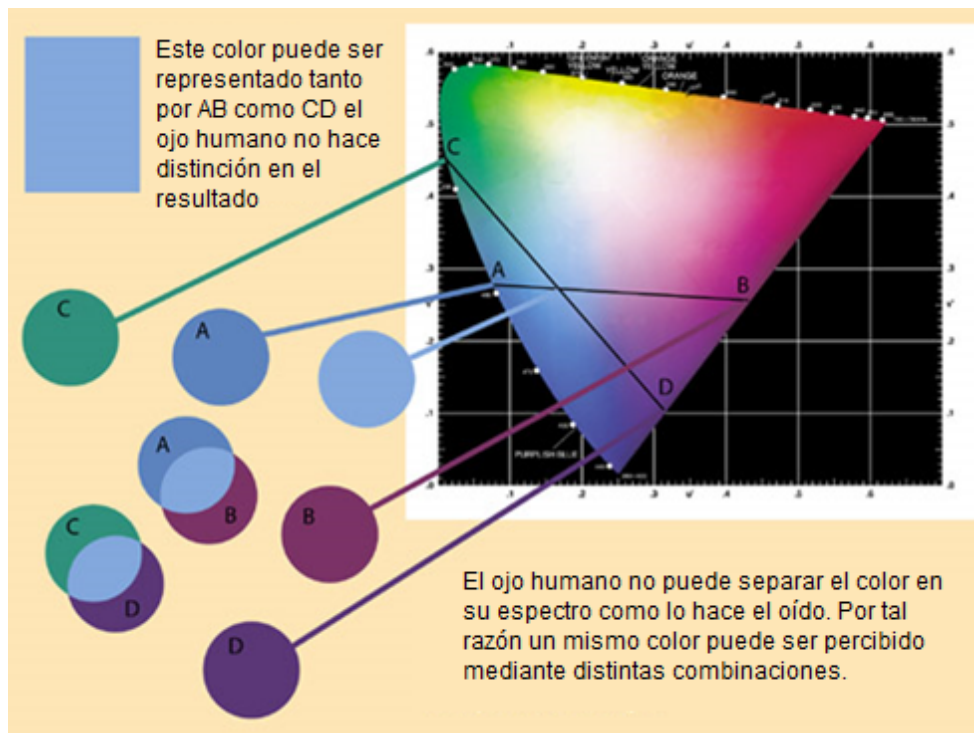


La forma de U invertida representa la luz y sus fronteras con respecto a los colores, las longitudes de onda están representadas en nm. El área inferior es conocida como la línea de los morados y representa colores “no espectrales” representados al mezclar longitudes de onda de rojos y azules. En esta frontera se puede entender como los colores se pierden cada vez más con respecto a la sensibilidad de los receptores con los que cuenta el ojo ya que tienden hacia el final del espectro visible (Steer, 2015).

Los colores en la periferia son colores saturados; conforme se acercan al centro esta saturación desaparece y tienden al blanco. Para efectos prácticos el blanco se encuentra en $x=y=z=0.333$, que viene dado por una igualdad en la energía de las 3 componentes del espectro. Cualquiera de los colores dentro del triángulo puede ser generado a partir de la síntesis aditiva de los 3 colores primarios. Los colores fuera del triángulo no pueden ser reproducidos en monitores y dispositivos normales, se dice que están fuera de la gama. Matemáticamente estos se forman con negativos de luz del color primario opuesto (Steer, 2015).

La primera complicación aparece cuando se observa que un mismo color puede ser generado mediante distintas combinaciones de longitud de onda. Como se muestra debajo. Esto se debe a que el ojo humano no hace distinción entre los resultados de dichas combinaciones. Este efecto, metamers: Fig. 3.5, se vuelve más fuerte al hablar de personas con deficiencias visuales como el daltonismo (Gegenfurtner, 2003).

Fig. 3.5 Sumas de colores que generan un mismo resultado (Metamers)



En el mundo real los colores de cualquier emisor de luz; ya sean bulbos, fuego, lámparas, leds, televisiones etc. pueden ser representados por el espacio CIE XYZ sin ninguna ambigüedad debido a que su medida son nm. El problema viene en la dirección contraria, ya que cada dispositivo tiene limitaciones intrínsecas de cómo reproducir los colores. Como ya se mencionó esto ocurre en especial con los colores muy saturados, ya que los dispositivos que usan baterías tienden a saturar menos los colores para obtener una mayor duración de las baterías en condiciones donde se necesita intensificar el brillo. Esto se traduce en que el triángulo de la gama se reduzca de tamaño dentro del diagrama de cromaticidad (Steer, 2015).

Si regresamos por un momento al mundo real cualquier fuente de luz basada en los rojos, naranjas y amarillos o hablando de superficies reflexivas que no excedan los 550 nm se encontraran en el borde del locus y fuera de la gama de RGB. Siendo aún más marcado en los rojos profundos como los pétalos de rosa que se encuentran fuera del triángulo (abajo a la derecha) y por ende es muy difícil representarlos con exactitud por ejemplo en las fotografías digitales (Steer, 2015).

Finalmente, el espacio CIE LAB tiene el propósito de crear colores que sean “perceptiblemente lineales” es decir que los cambios se generen de manera escalonada y predecible, tanto en el espectro del color como en la percepción del ojo, contrario a lo que sucede en el CIE XYZ que tiene incrementos logarítmicos. Como se puede suponer este espacio tiene algunas restricciones en precisión y no define colores absolutos si no que los genera a partir de un valor inicial que se conoce como el blanco de referencia, pero es mucho más intuitivo trabajar con él dada la progresión lineal del sistema (Schanda, 2007).

4. METODOLOGÍA

4.1 Algoritmo

Esta sección presenta una descripción detallada del algoritmo que se implementó para volver visibles zonas que antes pasaban desapercibidas para personas con DTA y cómo la luminancia juega un papel clave en el procesamiento de la imagen original. Dicha idea toma sus bases del algoritmo “color2gray” de Gooch (Gooch, Olsen, Tumblin, & Gooch, 2005) extrapolando la idea de conservar propiedades del color en imágenes a blanco y negro al espacio del color percibido por personas con DTA. Conforme se vayan describiendo los distintos pasos del algoritmo se acompañarán con una imagen del procesamiento realizado a la imagen original. A continuación se muestra un resumen de los pasos seguidos por el algoritmo:

1. Carga de la imagen en formato RGB
2. Separación de la imagen en 3 matrices (Rojos, Verdes, Azules)
3. Normalización de los canales a valores entre 0 y 1
4. Generación matrices XYZ
5. Generación matrices LAB
6. Umbralizar canal L
7. Obtención de máscara del delta de rojos y su complemento
8. Evaluación de cantidad de pixeles a modificar
9. Modificación de los rojos/verdes hacía el color oponente usando mascara/complemento
10. Adición de la máscara modificada y su complemento en una sola matriz
11. Reconstrucción de la imagen RGB usando 3 matrices (una modificada y dos originales)

4.2 Conversiones entre espacios de color

La manera más común de representar las imágenes digitales en el mundo moderno es mediante el espacio RGB ya que permite una digitalización de bajo costo tanto en espacio como en tiempo. Una vez que se cuenta con la imagen en formato RGB se debe separar la imagen en sus componentes, como se muestra en la Fig. 4.2 y con estas realizar una conversión al espacio XYZ.

Fig. 6 Imagen original sin procesamiento

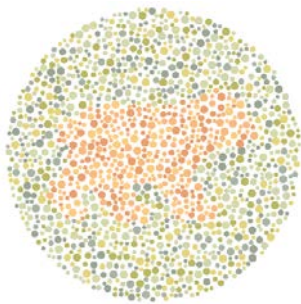


Fig. 7 Componentes RGB, rojo izquierda, verde centro, azul derecha



Desde esta primera conversión se puede observar que la separación entre los canales rojo y verde hace visible la imagen antes oculta a la personas con daltonismo tricromático anómalo. La aproximación se realiza para cada uno de los pixeles de las 3 matrices en la componente correspondiente. Al dividir el valor en el canal entre el máximo permitido; en la escala RGB: 255, esto con el objetivo de convertir los valores a un escalar en el rango [0.0, 1.0].

En muchos casos se recomienda dividir y posteriormente elevar a una potencia para lograr dicho objetivo. Para este proyecto se utilizó el criterio de

normalización definido por EasyRGB donde cada pixel en cada canal es dividido entre 255 y luego en base a un valor pivote se eleva a un potencia o se divide entre una constante.

$$\text{rojoEscalar} = (\text{canalRojo} / 255)$$

$$\text{verdeEscalar} = (\text{canalVerde} / 255)$$

$$\text{azulEscalar} = (\text{canalAzul} / 255)$$

Si ($\text{rojoEscalar} > 0.04045$)

$$\text{rojoEscalar} = (\text{rojoEscalar} + 0.055) / 1.055 ^ 2.4$$

Si no

$$\text{rojoEscalar} = \text{rojoEscalar} / 12.92$$

Si ($\text{verdeEscalar} > 0.04045$)

$$\text{verdeEscalar} = (\text{verdeEscalar} + 0.055) / 1.055 ^ 2.4$$

Si no

$$\text{verdeEscalar} = \text{verdeEscalar} / 12.92$$

Si ($\text{azulEscalar} > 0.04045$)

$$\text{azulEscalar} = (\text{azulEscalar} + 0.055) / 1.055 ^ 2.4$$

Si no

$$\text{azulEscalar} = \text{azulEscalar} / 12.92$$

Las matrices resultantes son multiplicadas por 100 para traer los valores al dominio deseado de [0.0, 1.0]. Finalmente se emula la operación matricial al multiplicar las componentes RGB modificadas de cada pixel por las constantes definidas en el standard sRGB, mismo que fue planteado por Microsoft y HP en 1996. Este estándar, con una referencia al blanco D65, es el más común hoy en día con implementación en monitores, impresoras y el Internet.

$$\text{rojoEscalar} = \text{rojoEscalar} * 100$$

$$\text{verdeEscalar} = \text{verdeEscalar} * 100$$

$$\text{azulEscalar} = \text{azulEscalar} * 100$$

$$X = \text{rojoEscalar} * 0.4124 + \text{verdeEscalar} * 0.3576 + \text{azulEscalar} * 0.1805$$

$$Y = \text{rojoEscalar} * 0.2126 + \text{verdeEscalar} * 0.7152 + \text{azulEscalar} * 0.0722$$

$$Z = \text{rojoEscalar} * 0.0193 + \text{verdeEscalar} * 0.1192 + \text{azulEscalar} * 0.9505$$

Tas aplicar dichas fórmulas se obtendrán 3 nuevas componentes XYZ mostradas en la Fig. 4.4. Estas 3 matrices se utilizarán para transformar la imagen al espacio CIE LAB, dónde se podrá identificar la luminancia y los deltas de la misma contra los canales rojo-verde y azul-amarillo. Cabe recordar que en este punto se comienza a aplicar la teoría de los colores oponentes descrita con anterioridad.

Se pretende demostrar que al no poder existir el rojo y verde en un mismo punto mientras más grande hagamos la separación entre ambos puntos en el eje del color será más sencillo para una persona con DTA distinguir rasgos en una imagen que antes pasaban desapercibidos debido a sus propiedades de color.

Fig. 8 Imagen en el espacio XYZ

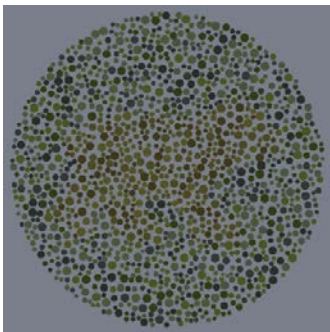
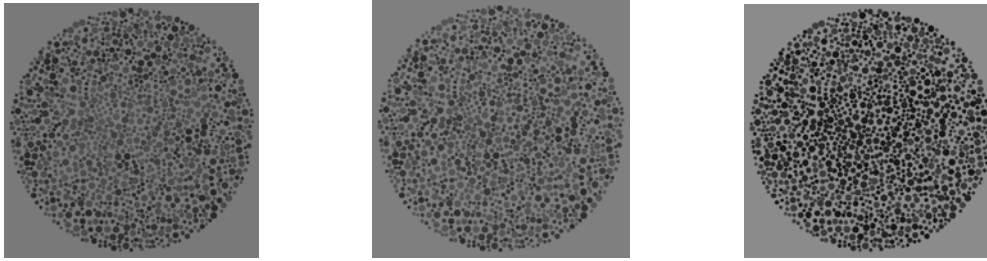


Fig. 9 Componentes XYZ, X izquierda, Y centro, Z derecha



Al convertir a XYZ se sigue observando una mínima diferencia entre los canales X y Z por lo que se considerará al espacio XYZ sólo como un paso intermedio hacia el CIE Lab dado que en este último se intenta representar el comportamiento que tiene el ojo humano hacia la visualización de los colores.

El primer paso para lograr dicha conversión es obtener constantes de referencia para cada una de las componentes del espacio RGB estas constantes se obtienen al convertir el color blanco de referencia en el caso de esta investigación se está usando D65 que equivale a 255,255,255. Al multiplicar dicho vector por la matriz sRGB, mostrada en la Fig. 4.5, se obtienen las constantes. Posteriormente los valores de las componentes XYZ en cada pixel de la imagen son divididas entre dichas constantes.

Fig. 10 Matriz para estándar sRGB

sRGB	D65			
		0.4124564	0.3575761	0.1804375
		0.2126729	0.7151522	0.0721750
		0.0193339	0.1191920	0.9503041

$$\text{referenciaX} = 95.047$$

$$\text{referenciaY} = 100.000$$

$$\text{referenciaZ} = 108.883$$

$$X_{\text{modificada}} = X / \text{referenciaX}$$

$$Y_{\text{modificada}} = Y / \text{referenciaY}$$

$$Z_{\text{modificada}} = Z / \text{referenciaX}$$

El espacio CIE LAB se creó en 1976 y está basado directamente en CIE XYZ como un intento de linearizar la percepción de las diferencias en los colores. Las relaciones no lineales para L, A y B pretenden emular la respuesta logarítmica que tiene el ojo hacia la luz. La información del color está basada en el color blanco de referencia en el sistema: En este caso D65.

Para lograr la conversión se realiza una comparación contra un valor de referencia 0.008856 para cada una de las componentes y dependiendo del resultado de la comparación se obtienen nuevas variables: Xmodificada, Ymodificada y Zmodificada, Fig. 4.6, que representan el valor tri-estímulo hacia el blanco de referencia del sistema.

Si (Xmodificada > 0.008856)

$$X_{\text{modificada}} = X_{\text{modificada}}^{1/3}$$

Si no

$$X_{\text{modificada}} = (7.787 * X_{\text{modificada}}) + (16 / 116)$$

Si (Ymodificada > 0.008856)

$$Y_{\text{modificada}} = Y_{\text{modificada}}^{1/3}$$

Si no

$$Y_{\text{modificada}} = (7.787 * Y_{\text{modificada}}) + (16 / 116)$$

Si (Zmodificada > 0.008856)

$$Z_{\text{modificada}} = Z_{\text{modificada}}^{1/3}$$

Si no

$$Z_{\text{modificada}} = (7.787 * Z_{\text{modificada}}) + (16 / 116)$$

Con las componentes Xmodificada, Ymodificada y Zmodificada se comienzan las operaciones para cada pixel en la imagen que permitan obtener las matrices del espacio CIE LAB. Estas nuevas componentes permiten separar la

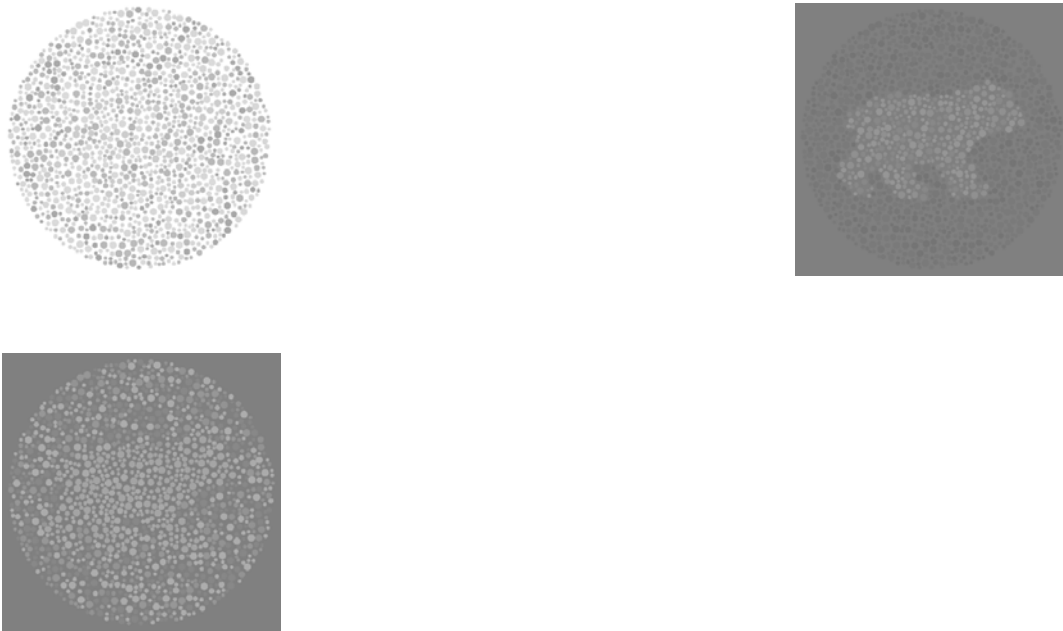
luminancia y observar cómo afecta ésta los ejes de los colores oponentes verde-rojo y azul-amarillo.

$$CIE_L = (116 * Y_{modificada}) - 16$$

$$CIE_A = 500 * (X_{modificada} - Y_{modificada})$$

$$CIE_B = 200 * (Y_{modificada} - Z_{modificada})$$

Fig. 11 Componentes CIE LAB, luminancia izquierda, delta A centro, delta B derecha



4.3 Máscaras en base a luminancia

Al observar el espacio de color CIE LAB se observa cómo la delta entre la luminancia y el canal rojo (componente A) contiene información esencial para segregar secciones de la imagen que deben ser modificadas en los canales rojo-verde y hacer visible la imagen original a personas con DTA.

Para lograr dicho propósito se umbraliza la imagen en el canal A para obtener una máscara, Fig. 4.7, que permita modificar sólo la sección deseada de la imagen, en lugar de la imagen completa. Esto hará que el resultado final se vea más natural en lugar de sobre saturado.

```
imagenBlancoNegro = conversionBlancoNegro (canalA);
```

Fig. 12 Canal A convertido a blanco y negro



A manera de contar con el complemento de la máscara se obtiene el inverso de la misma, Fig. 4.8, para obtener el área que no se debe modificar. Para la función del negativo se realizó una modificación a la función que Matlab trae por defecto para tomar máximos y mínimos relativos a la imagen en lugar de absolutos a la escala de grises, esto con el objetivo de obtener mejores resultados al momento de obtener el área que se desea modificar. En ambos casos las matrices resultantes son binarias, es decir están compuestas de 0s y 1s.

```
imagenInversa = negativo(canalA);
```

```
complementoBlancoNegro= conversionBlancoNegro (imagenInversa,0.47);
```

Fig. 13 Negativo de la máscara



4.4 Modificación del canal CIE LAB

Una vez que se cuenta con las máscaras éstas se utilizan para modificar sólo el área deseada de la imagen en el canal del delta rojo contra la luminancia. Es importante realizar una conversión de la máscara a enteros para que la operación suceda entre matrices del mismo tipo de dato.

La operación de multiplicación tomará la matriz de la máscara que originalmente está conformada de 0 y 1 dónde los valores que contengan 1 se conservarán al realizar la multiplicación mientras que los que contengan 0 se descartarán; es decir se convertirán a negro. Posteriormente se incrementará o reducirá el valor de toda la matriz para moverla en dirección a rojos o verdes más intensos, de acuerdo a la necesidad de contraste de la imagen de origen, como se muestra en la Fig. 4.9.

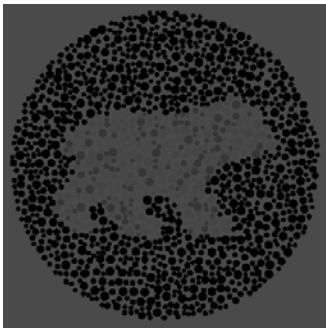
```
mascaraRojos = canalRojo * imagenBlancoNegro;
```

```
mascaraRojos = mascaraRojos - 41;
```

Fig. 14 Rojos enmascarados



Fig. 15 Complemento de la máscara modificado



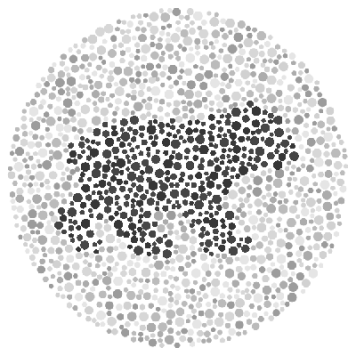
Adicionalmente, como se ilustra en la Fig. 4.10, se realiza una operación similar con el complemento de la imagen para obtener la porción de la imagen que no será modificada y al final sumar ambas matrices para obtener el canal completo, Fig. 4.11, pero sólo con las modificaciones en el área de interés. Finalmente se suman ambas matrices para obtener el nuevo canal rojo: Fig. 4.12. Es importante mencionar que las operaciones de sumas y restas deben estar protegidas con los máximos y mínimos permitidos por las matrices de lo contrario los resultados se pueden ver afectados por desbordes.

```
complementoRojos = canalRojo * complementoBlancoNegro;  
nuevoCanalRojo = mascaraRojos + complementoRojos;
```

Fig. 16 Complemento de rojos



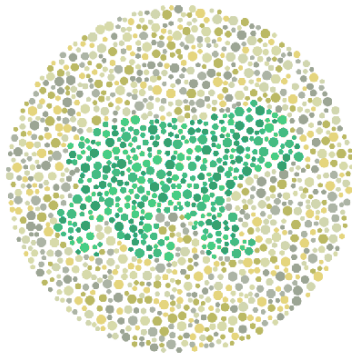
Fig. 17 Nuevo canal rojo



Con el propósito de reconstruir la imagen original se toman los canales verde y azul originales y se añade el rojo modificado para contar con las 3 componentes de una imagen RGB; al retomar el concepto de la síntesis aditiva de este espacio de color se logra formar la imagen final, observada en la Fig. 4.13.

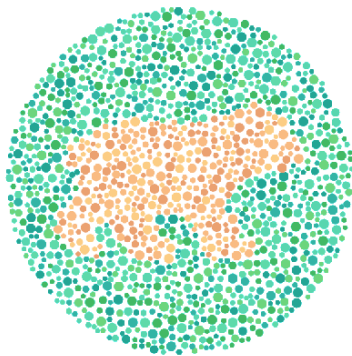
imagenModificada = unirCanales (nuevoCanalRojo, canalVerde, canalAzul);

Fig. 18 Imagen con las modificaciones.



En este caso la imagen es sólo un poco más visible, incluso al incrementar drásticamente el cambio en el canal rojo/verde. Sin embargo si en lugar de trabajar con el área en cuestión se trabaja con su complemento, el resultado es notablemente más visible: Fig. 4.14.

Fig. 19 Imagen con modificaciones en el complemento del área de interés



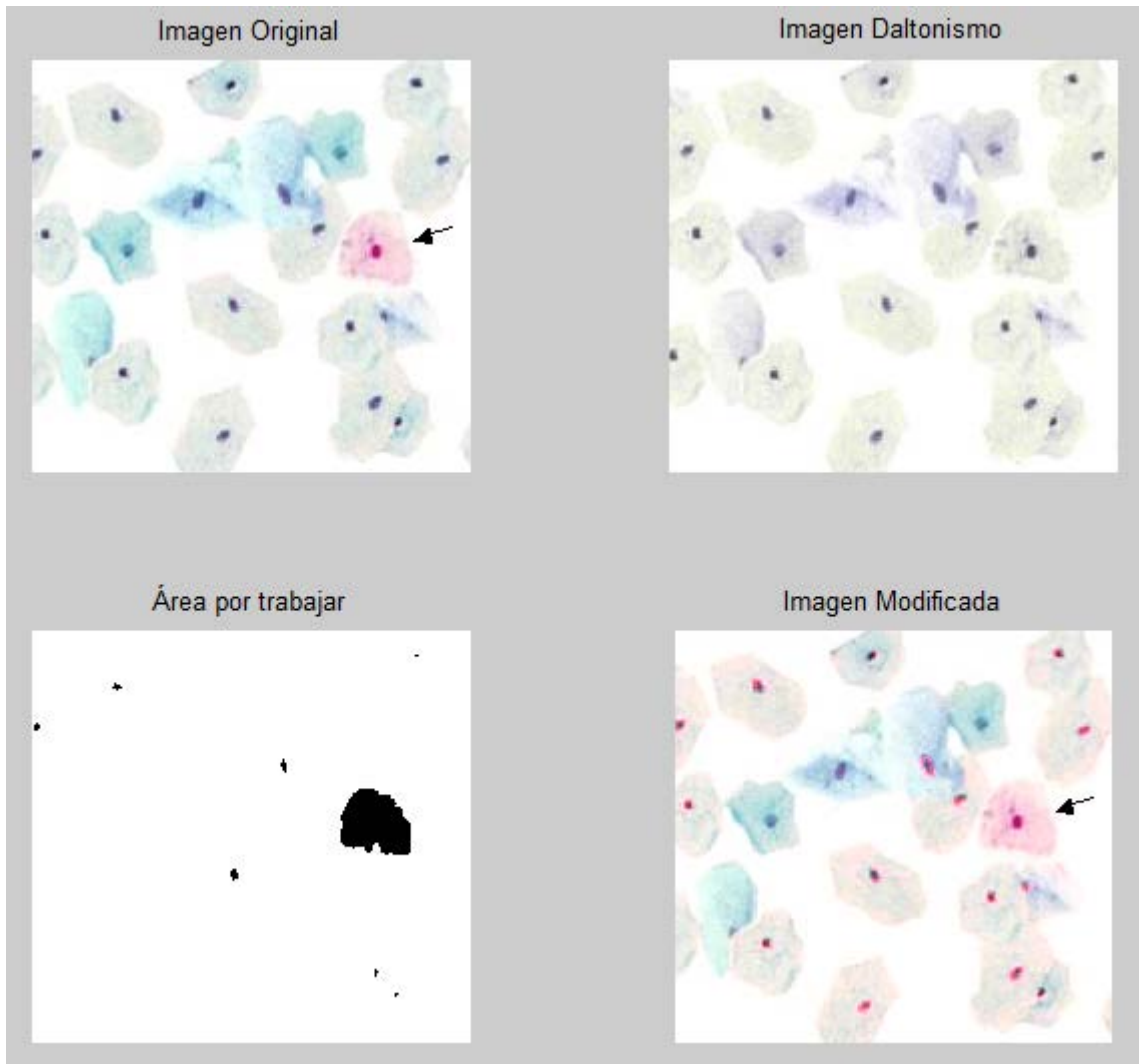
5. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Para probar la efectividad del algoritmo se aplicó el mismo sobre una serie de imágenes que se detectaron como problemáticas para personas con DTA. Los cuadros que se presentan a continuación contienen la imagen original en el primer cuadrante. Una emulación de cómo ve dicha imagen una persona con DTA en el segundo cuadrante. El área a ser modificada, que es detectada por el delta de la luminancia contra el canal Rojo, en el tercer cuadrante y la imagen tras la transformación en el cuarto cuadrante. Para cada una de las imágenes procesadas se presenta un pequeño análisis.

La primera imagen a trabajar presenta un conjunto de células dónde una de ellas, indicada por una flecha, presenta una coloración rosa. Dicha coloración pasa desapercibida para personas con DTA. Como se puede observar en el tercer cuadrante el área que representa a la célula rosa es identificada claramente por el algoritmo.

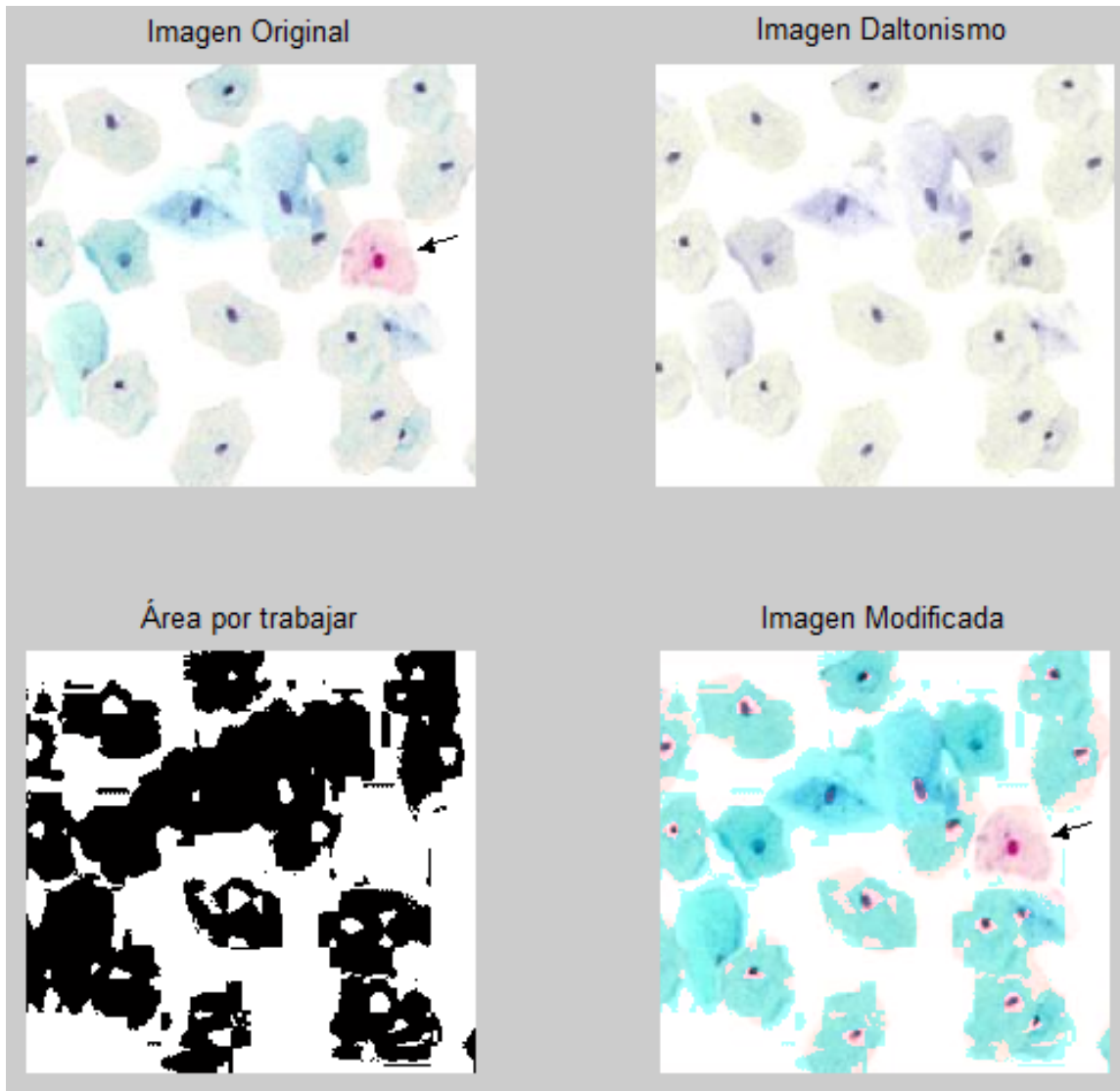
Tal se describió con anterioridad el algoritmo permite ya sea modificar el área afectada o los alrededores de la misma. En este caso se optó por modificar primero el área rosa como se muestra en la Fig. 5.1, sin embargo el intensificar el tono de rosa no ayuda demasiado a una persona con DTA ya que el contraste con el resto de la imagen no es suficiente.

Fig. 20 Célula rosa



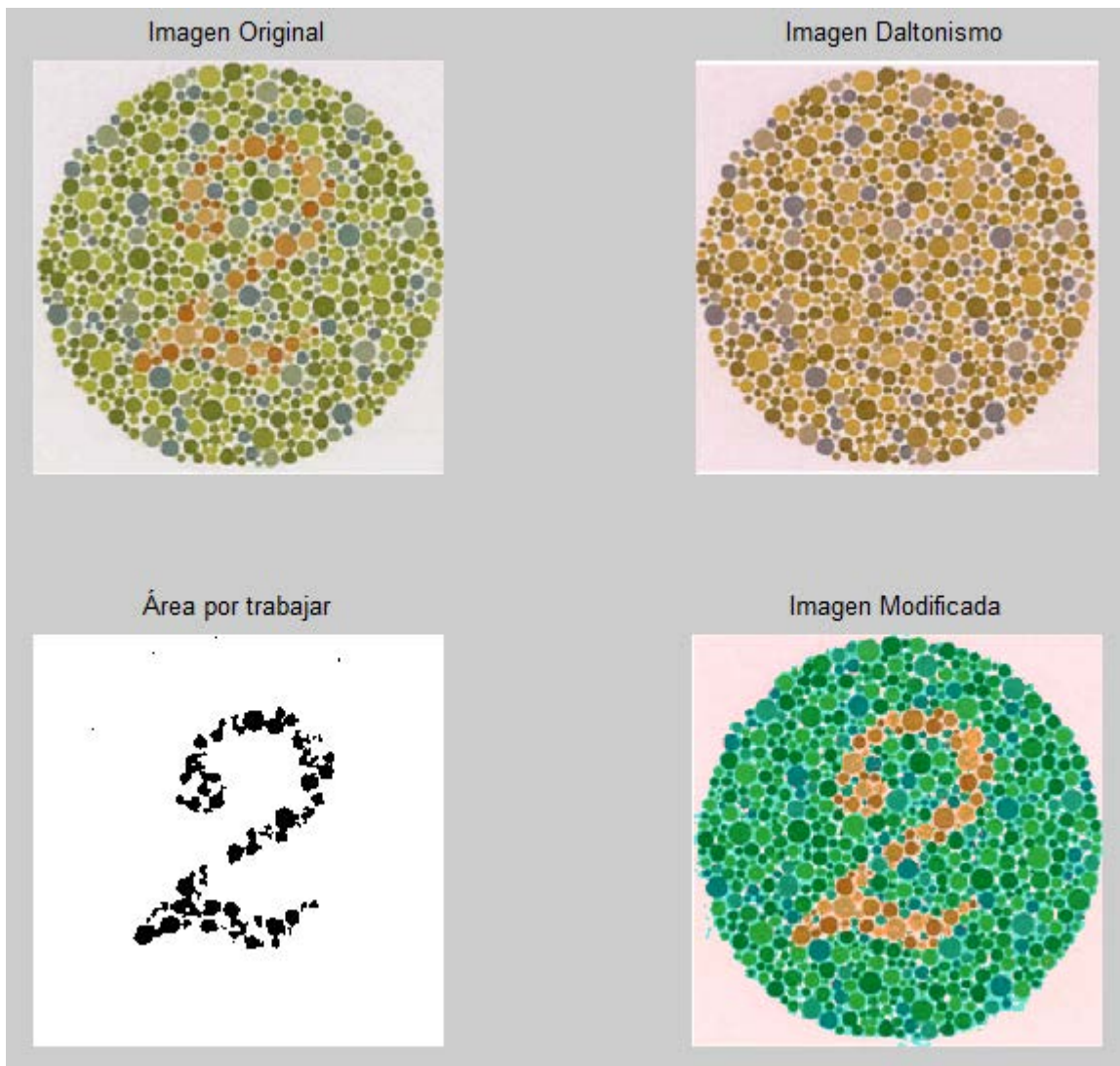
Para este ejemplo se usó el complemento de la máscara para hacer más evidente la diferencia entre la célula rosa y el resto de ellas. El resultado para esta transformación pese a resaltar el contraste antes oculto al sujeto daltónico modifica un poco la naturaleza de la imagen no sólo en colores si no en los bordes de algunos objetos dentro de ella como se muestra en la Fig. 5.2.

Fig. 21 Célula rosa complemento



Para el segundo caso de estudio se tomó una de las placas base propuestas por Ishihara. En estas placas deliberadamente se ocultan números mediante la combinación de pequeños círculos de colores. En la imagen original una persona sin deficiencias en los conos de sus ojos percibe claramente el número 2, mientras que una persona daltónica sólo observa el conjunto de círculos de colores como se muestra en el segundo cuadrante de la Fig. 5.3.

Fig. 22 Lamina Ishihara 1



El algoritmo trabaja muy bien en este caso ya que detecta claramente los círculos en tonos naranjas. En este el ejemplo de nuevo se juega con el complemento para lograr un efecto de mayor contraste al cambiar los tonos verdes alrededor de la imagen produciendo incluso el efecto de que el número 2 es de un naranja más intenso en la imagen modificada, mientras que lo que en realidad se modificó fueron los tonos verdes alrededor del número.

En el tercer ejemplo se utilizó un generador de imágenes en código de círculos de colores que oculta un área predeterminada. En este caso como se

observa en la imagen original de la Fig. 5.4 se oculta un oso, mientras que en la imagen emulada no se observa ninguna Fig. como lo haría una persona con DTA.

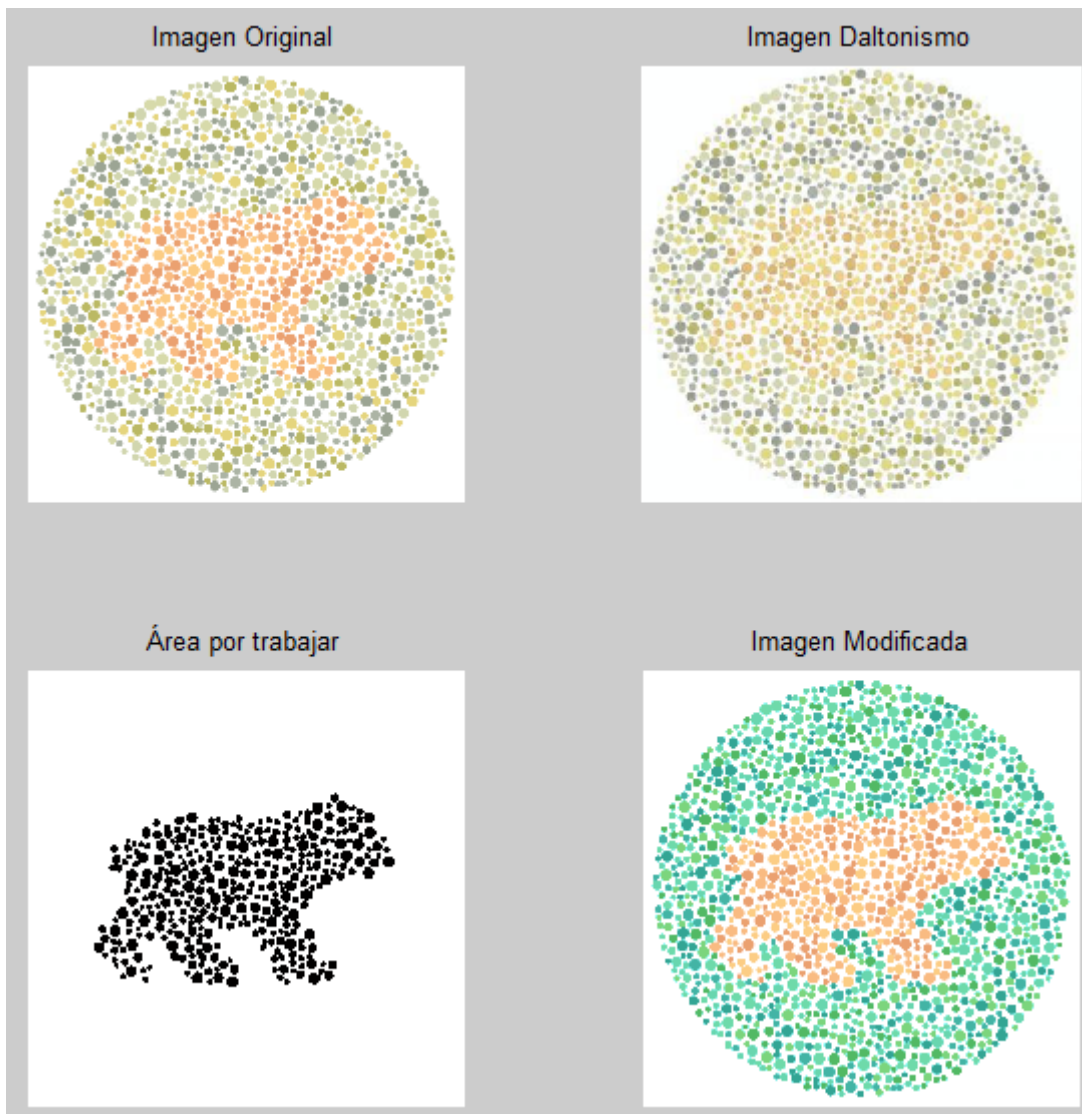
En esta ocasión se utilizó el mismo recurso de modificar la intensidad del complemento en lugar del área en cuestión y se comenzó a notar una tendencia dónde al modificar el área con mayor cantidad de pixeles se obtiene un mejor resultado de contraste.

Esto se pudo traducir en una operación condicional en el algoritmo para decidir que sección de la imagen modificar de manera automática; en el caso de la máscara se desplaza hacia la derecha en la gráfica y en el caso del complemento hacia la izquierda. Dichos movimientos responden a intensificar el color que es de interés al algoritmo ya sea rojo o verde; ambos pertenecientes a la misma línea en la teoría de los colores oponentes de Hering.

```
If (area(mascara) > area(complemento)  
    mascara = mascara + incremento  
else  
    complemento = complemento – decremento
```

Como se observa en el último cuadrante de la Fig. 5.4 el resultado es positivo ya que la Fig. del oso se distingue claramente para personas con visión regular así como para personas con DTA; esto sin llegar a alterar demasiado en forma y color la imagen original.

Fig. 23 Oso



Para el cuarto ejemplo se tomó una imagen más cotidiana que pudiera representar un problema típico del día a día de una persona con DTA; diferenciar entre frutas y verduras verdes y maduras: Fig. 5.5. En este caso se seleccionó la imagen de unos tomates dónde la mitad de ellos se encuentran maduros o rojos y la otra mitad aún verdes.

Al aplicar el algoritmo se observa que el área a trabajar se detecta de manera clara, caso contrario a las imágenes anteriores el balance entre la máscara y el complemento no está demasiado cargado hacia alguno de los lados por lo que se opta por primero modificar el área afectada, los resultados son

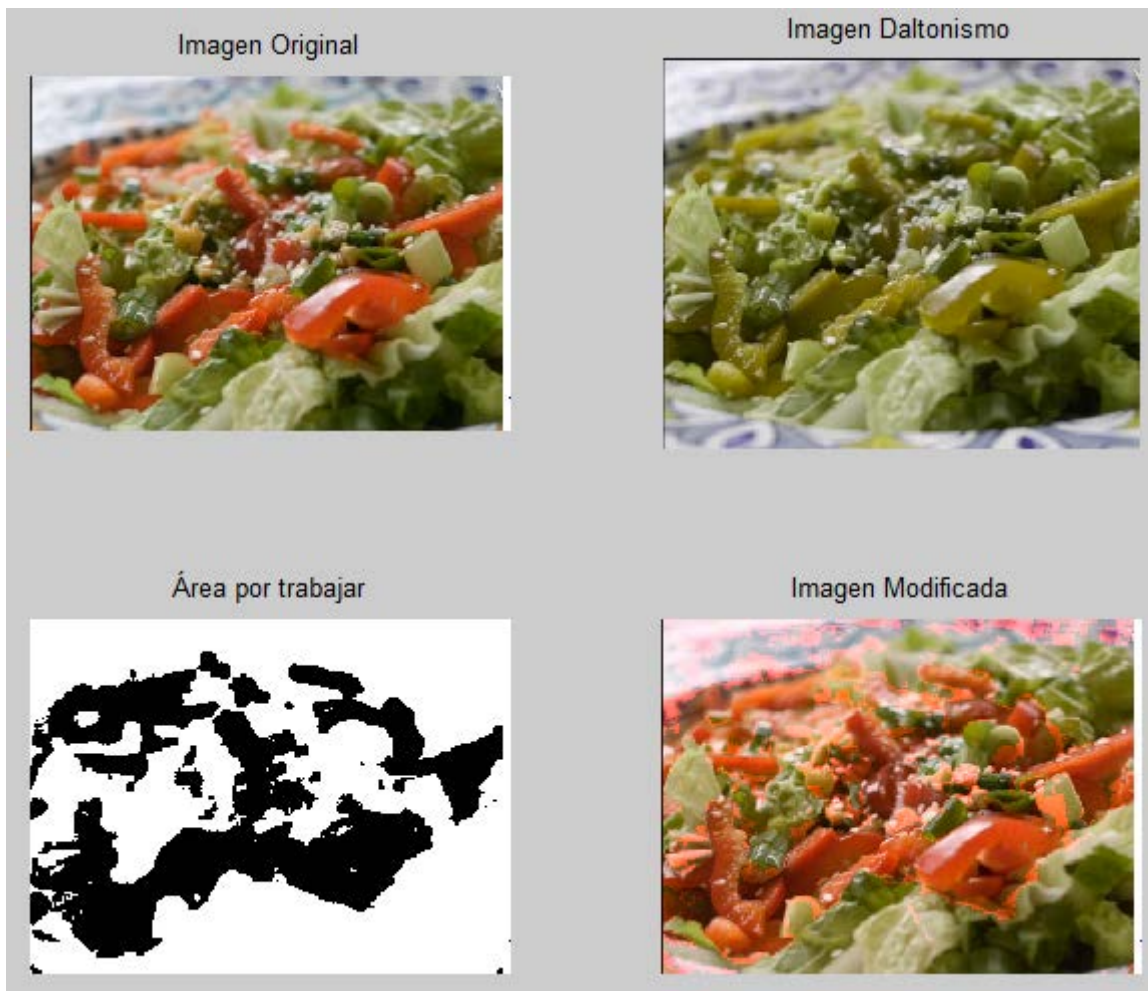
favorables al incrementar la intensidad del rojo el contraste es suficiente para que una persona con DTA note la diferencia.

Se puede observar que algunas zonas de la imagen intensifican tanto el color que se forman líneas rojas como en el tomate del cuadrante superior izquierdo, sin embargo esto también permite identificar algunos tomates en el fondo de la imagen en la parte superior y al centro de la imagen, mismas que en primera instancia pasaban totalmente desapercibidas para una persona con DTA.

Fig. 24 Tomates



Fig. 25 Ensalada



Para la última imagen elegida se tomó un verdadero reto al elegir una ensalada llena de variantes entre rojos y verdes en secciones muy cercanas y pequeñas. El algoritmo realizó un trabajo medianamente aceptable al detectar la máscara del área a trabajar así como su complemento. Al modificar ambas áreas y observar el resultado se apreció que ninguna de las dos era realmente satisfactoria, ya que al intensificar los colores en una u otra dirección se modificaron demasiadas secciones de la imagen alterando dramáticamente la composición original de la misma.

Se experimentó al realizar una doble modificación moviendo la máscara en una dirección y el complemento en la dirección contraria para lograr un mayor

efecto de contraste. Dicha mejora ayudo un poco como se muestra en el cuarto cuadrante de la Fig. 5.6, pero el resultado seguía presentando ruido en la imagen final.

Tomando como base la escala de Likert (Cantero-Sánchez, Rubio, Anzano, & Delgado, 1998) se generó un cuestionario compuesto de 10 preguntas mostrando en cada una de ellas una imagen sin procesamiento y su contraparte después de aplicar el algoritmo. Se le pidió a un grupo de 7 personas con DTA que evaluaran cada una de las imágenes en la escala desde: 1. No se observa ninguna mejoría, hasta 5. Se observan claramente elementos que antes pasaban desapercibidos. A continuación, en la Tabla 5.1, se muestran los resultados de dicho cuestionario en porcentajes de mejora, para conocer el cuestionario en su versión original consultar en Anexo 1.

Tabla 5.1 Resultados de acuerdo a los sujetos de pruebas

Imagen /Sujeto	S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	Promedio	Porcentaje de Mejora
Célula Rosa	3	2	1	2	4	5	5	3.1	62.9%
Ishihara 1	4	3	5	2	3	5	5	3.9	77.1%
Oso	5	4	4	1	2	5	5	3.7	74.3%
Tomates	3	2	2	1	4	2	1	2.1	42.9%
Ensalada	2	1	1	2	3	2	1	1.7	17.9%
Ishihara 2	5	5	5	5	5	5	5	5.0	100.0%
Tráfico	4	3	3	2	1	2	3	2.6	51.4%
Fresas	3	2	2	2	3	2	1	2.1	42.9%
Gráfica de Pie	5	3	3	3	2	3	3	3.1	62.9%
Vegetales	4	3	1	4	3	2	1	2.6	51.4%
	Totales							3.0	58.4%

A partir de la experimentación se puede concluir que el algoritmo identificó claramente las áreas problemáticas en las imágenes para personas con deficiencias visuales en el dominio del color. El uso de la luminancia y su delta con los canales en los colores oponentes representan un buen medio para calibrar una imagen aumentando la intensidad del color en dirección contraria al color del fondo de la misma.

Comparado contra los trabajos de Jia-Bin (Jia-Bin, Chu-Song, Tzu-Cheng, & Sheng-Jyh, 2009) y Khun (Kuhn, Oliveira, & Fernandes, 2008), el algoritmo propuesto no busca generar distancias, euclidianas o gaussianas, entre todos los píxeles de la imagen, en su lugar utiliza el canal de la luminancia para identificar la zona a trabajar y se limita a procesar dicha zona, lo que lo vuelve eficiente ya que siempre procesará un conjunto menor de píxeles al de la imagen original.

Adicionalmente, ambas propuestas; tanto la de Jia-Bin como la de Khun están enfocadas a personas dicrómatas en lugar de tricrómatas, la diferencia de poder segregar por completo un rango del espectro correspondiente a un color primario representa una reducción del alcance en la aplicación de dichos algoritmos y aunque ambos trabajan bajo el mismo espacio de color: CIE LAB sólo en el trabajo de Kunh la luminancia representa una variable a ser considerada en el procesamiento de la generación de distancias entre los píxeles de la imagen modificada. Al momento de concluir este trabajo no se encontró una investigación aplicada específicamente a personas con DTA.

Una diferencia adicional con el trabajo de Jia-Bin es que con el propósito de mantener la naturalidad de la imagen, este trabajo siempre realizó cambios sobre un mismo canal en lugar de buscar interpolar colores para generar contrastes mayores; es decir un rojo siempre fue rojo, en cambio, en su trabajo se realizó una sustitución del color: por un azul o algo completamente distinto en el espectro del color.

El hecho de contar con la máscara y el complemento de la máscara resultó ser muy útil y se observaron mejores resultados al modificar el área más grande de las 2 ya que esto produjo un mayor nivel de contraste y por ende las imágenes resultaron más visibles a personas con DTA. Se obtuvieron mejoras sobre 42% en todas las imágenes que incluían objetos ocupando áreas grandes a ser modificadas, el hecho de que dichos objetos tuvieran contornos bien definidos ayudó a que el contraste fuera mayor tras la modificación.

La aplicación de la teoría de los colores oponentes permite que las imágenes modificadas no presenten cambios drásticos, en la mayoría de los casos, en el dominio del color a la personas con una visión regular, ya que la modificación se realiza sobre el mismo canal solo variando la intensidad del mismo.

El hecho de aumentar demasiado la intensidad para imágenes problemáticas causó que se presentaran alteraciones a la misma, mostrando zonas de color saturadas en rojo debido a que el histograma de la imagen para dichas zonas alcanza el límite superior como en la imagen de los tomates.

En imágenes con múltiples áreas pequeñas a ser modificadas, como la imagen de la ensalada, tampoco se observaron buenos resultados (inferior al 18%) ya que una modificación global no es suficiente para hacer visible todas las zonas pequeñas. Al aumentar la intensidad en el canal, mientras que unas se volvieron visibles otras se mantuvieron ocultas y otras más se saturaron demasiado convirtiéndose en manchas rojas en la imagen. Posibles modificaciones al algoritmo incluyen la identificación de límites para colores locales de manera que si se va a exceder un valor de 255 se realice un gradiente en la tonalidad para evitar zonas saturadas de color como ocurre en la imagen de los tomates o aún más marcado en la imagen de la ensalada. Sin embargo cabe aclarar que no por esto se permitieron desbordamientos en las operaciones de enteros del algoritmo.

A partir de la experimentación y la aplicación del cuestionario se determinó que no sólo basta con mover en una dirección la tonalidad de rojos, sino que se debe determinar algo que se llamará la calidez de la imagen; si la imagen usa tonos claros es más conveniente volver los rojos más oscuros para generar un contraste, en cambio si la imagen es oscura es conveniente mover las tonalidades de rojo hacia lo brillante. Para los propósitos de este trabajo dicha determinación se realizó manualmente sin embargo al obtener el histograma de la imagen y determinar su factor de calidez se podría tomar una decisión automatizada al respecto.

La detección de bordes mediante el filtro de Canny, puede ayudar a mejorar áreas que se pierden como en la imagen de ensalada; marcando los bordes de algunos elementos en tonalidades más oscuras o claras dependiendo de la imagen pudiera generar resultados favorables en dicho tipo de imágenes.

La implementación del algoritmo puede realizarse en dispositivos móviles con cámara de manera que se genere en tiempo real la imagen procesada, se realizaron pruebas iniciales en Matlab obteniendo resultados favorables en cuanto al tiempo de respuesta; para una imagen de 800 x 600 en una computadora Intel Core Duo 2.4GHz y 8GB en RAM se obtuvo el resultado en 0.88 segundos, mucho más veloz que los 5 segundos de Jia-Bin (Jia-Bin, Chu-Song, Tzu-Cheng, & Sheng-Jyh, 2009) y muy cercano a los 0.85 segundos de Khun (Kuhn, Oliveira, & Fernandes, 2008), ambos bajo circunstancias similares. Una aplicación aún más enfocada puede ser en lentes de realidad aumentada como Google Glass o Epiphany Eyewear cuando estos resulten ser más asequibles para el público general.

6. REFERENCIAS

- Ambrosio, L., & Tortorelli, V. (1992). On the approximation of free discontinuity problems. *Boll Un Mat Ital, B(1)*, 105-123.
- Arafune, A. (2014). *Estados Unidos Patente nº US8660341*.
- Baek, Y., Kim, A., Kim, H., & Park, S. (2011). Brightness contrast under high surround luminance levels: psychophysical data vs CIECAM02. 7866.
- Bao, J., Wang, Y., Ma, Y., & Gu, X. (2008). Re-coloring images for dichromats based on an improved adaptive mapping algorithm. Shanghai: ICALIP 2008 International Conference on Fudan.
- Baumann, C. (1992). Ewald Hering's opponent colors. History of an idea. *PubMed Ophthalmologe*, 249-252.
- Bejerano, P. (1 de Junio de 2013). *Alternativas a Google Glass en camino* . Recuperado el 10 de Julio de 2014, de blogthinkbig: <http://blogthinkbig.com/altrnativas-google-glass/>
- Broadbent, A. (2004). A critical review of the development of the CIE1931 RGB color-matching functions. *Color Research & Application*, 267–272.
- Cantero-Sánchez, F., Rubio, J., Anzano, S., & Delgado, T. (1998). *Psicología social: orientaciones teóricas y ejercicios prácticos*. Madrid: McGraw-Hill Interamericana de España.
- Carroll, J., Neitz, M., Hofer, H., & Williams, D. (2004). Functional photoreceptor loss revealed with adaptive optics: An alternate cause of color blindness. *The National Academy of Sciences*, 101(22), 8461-8466.
- Cassin, B., & Solomon, S. (1990). *Dictionary of Eye Terminology*. Gainesville, Florida, EUA: Triad Publishing Company.

- Dean, S., & Ilowsky, B. (03 de Marzo de 2013). *cnx.org*. Recuperado el 10 de Julio de 2014, de Descriptive Statistics: Histogram. Retrieved from the Connexions: <http://cnx.org/content/m16298/latest/>
- Fulton, J. (2004). *Biological vision: A 21st Century Tutorial*. Trafford.
- Gegenfurtner, K. (2003). Cortical mechanisms of color vision. *Nature Reviews Neuroscience*, 563-572.
- González, R., & Wintz, P. (1996). *Procesamiento digital de imágenes*. Delaware: Addison-Wesley.
- González, R., & Woods, R. (2002). *Digital Image Processing* (2da ed.). Saddle River: Prentice Hall.
- Gooch, A., Olsen, S., Tumblin, J., & Gooch, B. (2005). Color2Gray: Saliency-Preserving Color Removal. *SIGGRAPH 2005 Papers*, 634-639.
- Hsien-Che, L. (2005). Theoretical color gamut. *Introduction to Color Imaging Science*, 468.
- Hunt, D., Dulai, K., Bowmaker, J., & Mollon, J. (1995). The chemistry of John Dalton's color blindness. *Science*, 984-988.
- Hurvich, L., & Jameson, D. (1949). Helmholtz and the Three-Color Theory: An Historical Note. *The American Journal of Psychology*, 111-114.
- Jia-Bin, H., Chu-Song, C., Tzu-Cheng, J., & Sheng-Jyh. (2009). Image recolorization for the colorblind. Acoustics, Speech and Signal Processing. *ICASSP 2009. IEEE International Conference*, 1161 – 1164.
- Kim, A., Kim, H., & Park, S. (2011). Human vision based color edge detection. *SPIE Proceedings*, 7866.
- Kim, H. (2005). *EUA Patente nº US20050134800*.

- Kuhn, G., Oliveira, M., & Fernandes, L. (2008). An efficient naturalness-preserving image-recoloring method for dichromats. *Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions*, 1747-1754.
- Masland, R. (2012). The tasks of amacrine cells. *Visual neuroscience*, 3-9.
- Mathworks. (03 de Abril de 2014). *Matlab*. Recuperado el 03 de Abril de 2014, de Mathworks: <http://www.mathworks.com/products/matlab/>
- Mumford, D., & Shah, J. (1989). Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems. *Comm. Pure Appl. Math.*, 42(5), 577-685.
- Nathans, J. (1999). The Evolution and Physiology of Human Review Color Vision: Insights from Molecular Genetic Studies of Visual Pigments. *Neuron*, 24, 299–312.
- Otha, Y., Kanade, T., & Sakai, T. (1980). Color Information for Region Segmentation. *Computer Graphics and Image Processing*, 222-241.
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from grey level histograms. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 62–66.
- Richardson, C. (2009). *EUA Patente nº US7502032 B2*.
- Schanda, J. (2007). *Colorimetry: Understanding the CIE System*. John Wiley & Sons.
- Steer, W. (13 de 02 de 2015). *techmind.org*. Obtenido de <http://www.techmind.org/colour/>
- Valladolid, U. d. (03 de Abril de 2014). *Laboratorio de Procesado de Imagen*. Recuperado el 03 de Abril de 2014, de Universidad de Valladolid: http://www.lpi.tel.uva.es/~nacho/docencia/ing_ond_1/trabajos_03_04/sonificacion/cabroa_archivos/umbralizacion.html

Vargas, I. (14 de Junio de 2013). *La ibero crea app para daltonicos*. Recuperado el 03 de Abril de 2014, de CNN Expansión: <http://www.cnnexpansion.com/emprendedores/2013/06/20/la-ibero-crea-app-para-daltonicos>

Von Rebeur, A. (2010). *La ciencia del color Historias y Pasiones en Torno a los Pigmentos*. Buenos Aires: Siglo XXI Editores.

Yingli, T., & Shuai, Y. (2010). Clothes Matching for Blind and Color Blind People. *ICCHP 2010, Part II*, 324–331.

Young-min, J. (2013). *EUA Patente nº US8345338 B2*.

7. APÉNDICE

7.1 Apéndice 1: Evaluación de procesamiento de imágenes en personas con DTA

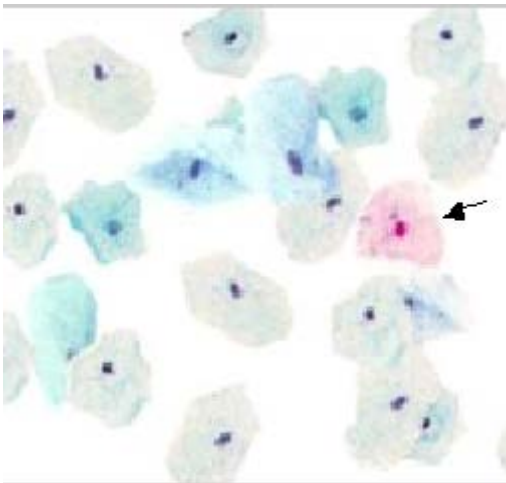
A continuación se presenta el cuestionario entregado a las personas con DTA que participaron en la investigación:

Evaluación de procesamiento de imágenes para personas daltónicas

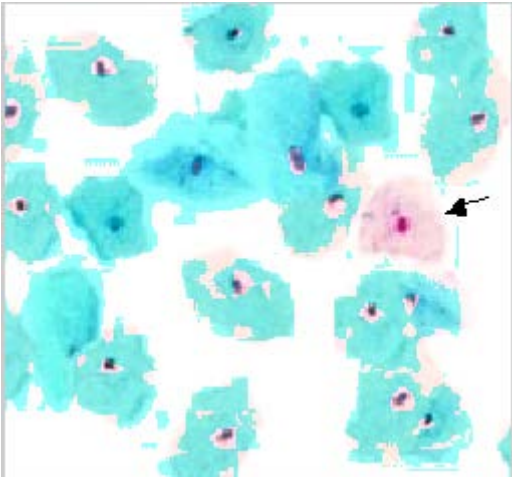
Seleccione en escala del 1 al 5 dónde 1 significa: No se perciben diferencias entre las imágenes y 5 se perciben diferencias positivas significativas entre la imagen original y la procesada:

1. Identificación de una célula rosa

Original



Modificada



Diferencias Nulas

1

2

3

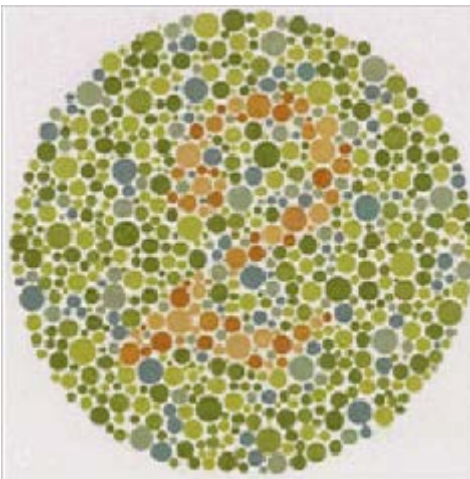
Diferencias Significativas

4

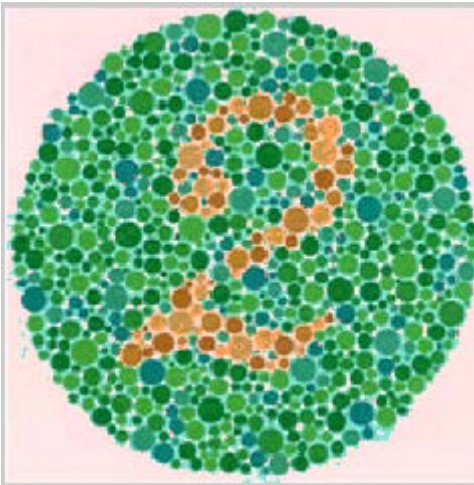
5

2. Identificación de un numero

Original



Modificada



Diferencias Nulas

1

2

3

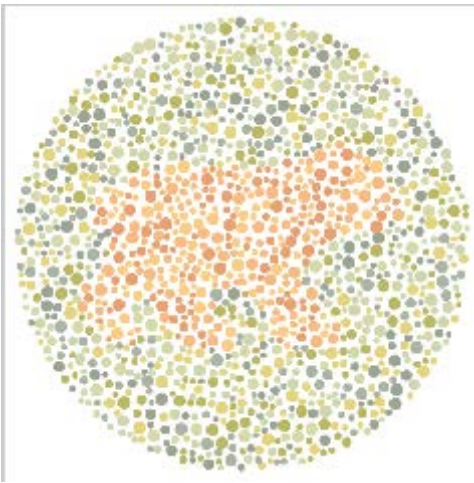
Diferencias Significativas

4

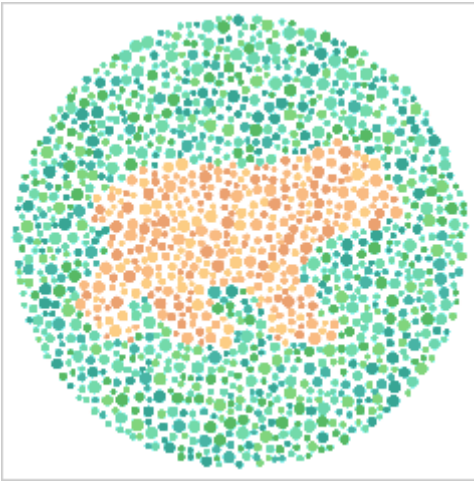
5

3. Identificación de un animal

Original



Modificada



Diferencias Nulas

1

2

3

Diferencias Significativas

4

5

4. Identificación de tomates verdes vs maduros

Original



Modificada



Diferencias Nulas

Diferencias Significativas

1

2

3

4

5

5. Identificación de vegetales verdes y rojos en una ensalada

Original



Modificada



Diferencias Nulas

1

2

3

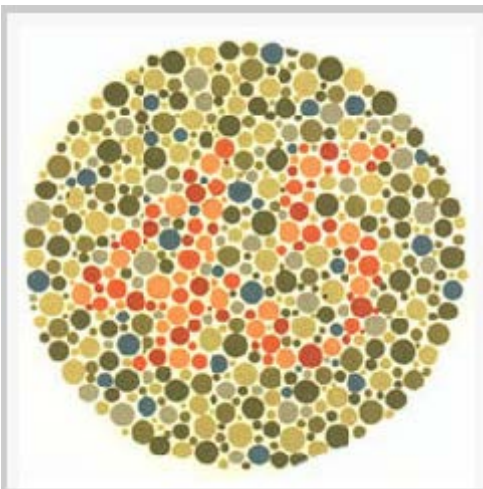
Diferencias Significativas

4

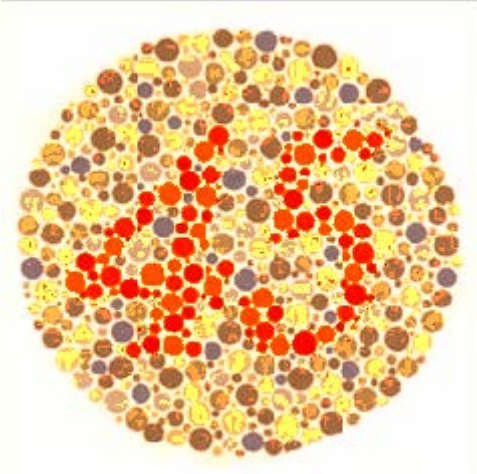
5

6. Identificación de un segundo numero

Original



Modificada



Diferencias Nulas

Diferencias Significativas

1

2

3

4

5

7. Identificación de una camioneta roja

Original



Modificada



Diferencias Nulas

Diferencias Significativas

1

2

3

4

5

8. Identificación de fresas maduras

Original



Modificada



Diferencias Nulas

1

2

3

Diferencias Significativas

4

5

9. Identificación entre las 2 gráficas cuál tiene una zona roja

Original



Modificada



Diferencias Nulas

1

2

3



Diferencias Significativas

4

5

10. Identificación de los vegetales rojos y verdes en el mercado

Original



Modificada



Diferencias Nulas

1

2

3

Diferencias Significativas

4

5