

# Exploración computacional de fotografías para encontrar el origen de las categorías de color

Eric Rey Richart

**Resumen**— Este artículo describe el análisis realizado sobre un conjunto de imágenes representativas del medio ambiente visual del ser humano para verificar si la estructuración de las categorías de color es debida a la distribución de los colores en el medio ambiente visual. Mediante el uso del algoritmo k-means (un algoritmo de agrupamiento exclusivo) se han extraído las agrupaciones en las que se dividen los colores de las imágenes. Estas agrupaciones de color se han comparado con las categorías del color modeladas en otro proyecto (a partir de datos psicofísicos de la percepción visual en seres humanos) para ver la correspondencia entre ellas. Los resultados muestran que existe una alta coincidencia de las dos agrupaciones de color más representativas de las imágenes con las categorías de color amarillo y marrón.

**Palabras clave**—categorización del color, algoritmos de agrupamiento, espacio de excitación de los conos, espacio de los oponentes de los conos.

**Abstract**— This article describes the analysis performed on a set of representative images of the visual environment of the human to check if the structure of the categories of color is caused by the distribution of colors in the visual environment. By using the k-means algorithm (an exclusive clustering algorithm) are extracted clusters in which the colors of the images are divided. These groupings of color are compared with the modeled color categories (from psychophysical data of the color perception in real persons) in another project to see the correspondence between them. The results show that there is a high coincidence of the two most representative color groupings of the images with yellow and brown color categories.

**Index Terms**—colour categorization, clustering algorithms, cone excitation spaces, cone opponent space.



## 1 INTRODUCCIÓN

La categorización del color es un proceso cognitivo de asignación de una categoría a una representación perceptiva del color. Este proceso reduce las infinitas diferencias de color que hay entre los objetos del mundo perceptible en proporciones cognitivamente manejables. La magnitud de esta reducción en el dominio del color es enorme: los 2 millones de colores que una persona sin ninguna anomalía puede percibir se convierten en los 30 colores que una persona promedio puede identificar [1].

La categorización del color permite al ser humano poder interactuar con el mundo que le rodea y con otros individuos de una forma satisfactoria. Le proporciona la capacidad de poder identificar objetos, clasificarlos y poder transmitir descripciones de ellos de forma que otros individuos puedan comprenderlo.

El estudio de la categorización del color es abordado por muchas y diferentes disciplinas tales como la óptica, la psicofísica, la visión por computador, la lingüística y la antropología. Mucho de lo que hoy entendemos acerca de las categorías de color proviene de estudios como los que realizaron Berlin y Kay [2] o Shepard [3]. Las conclusiones de los estudios realizados por Berlin y Kay

apuntan a la posible existencia de 11 categorías de color comunes en los idiomas más desarrollados. Estos colores son: blanco, negro, rojo, verde, azul, amarillo, marrón, naranja, morado, rosa y gris. Shepard por su parte sostiene la hipótesis de que el origen de las categorías del color se encuentra en el medio ambiente visual, es decir, que la estructura de las categorías de color es un resultado de la distribución de los colores en el mundo percibido. Yendrikhovskij [4], en la investigación que desarrolló para profundizar en la comprensión y en la modelización del proceso de categorización de color, dio peso a dicha teoría. Yendrikhovskij llevó a cabo un análisis de un conjunto de imágenes naturales para ver la distribución de las agrupaciones de color de dichas imágenes en el espacio de color CIELUV [5]. Las agrupaciones de color de las imágenes las modeló a partir del agrupamiento estadístico (clustering) de los colores de las imágenes que realizó mediante el algoritmo k-means [6]. El análisis lo realizó en base a las 11 categorías de color que se extraen del estudio de Berlin y Kay como hipotéticamente comunes en los idiomas más desarrollados. Los resultados de su estudio mostraron que la distribución de las agrupaciones de color de las imágenes en el espacio CIELUV era muy similar a la

distribuci3n de las 11 categorías de color para dicho espacio. Los puntos centrales de las agrupaciones de color (obtenidas de las imágenes) eran muy cercanos a los puntos centrales de las categorías de color.

El objetivo de este proyecto, al igual que hizo Yendrikhovskij en su estudio, ha sido verificar si la categorizaci3n que el ser humano hace de los colores es resultado de la adaptaci3n del ser humano al medio ambiente visual.

Para lograr este objetivo se han analizado computacionalmente imágenes representativas del medio ambiente visual del ser humano para extraer de ellas las agrupaciones en las que se asocian los colores. Seguidamente hemos comparado estas agrupaciones de color con las categorías del sistema de categorizaci3n de color que ha modelado Parareda [7] a partir de los datos psicofísicos de un estudio realizado por Parraga et. al [8] para ver la correspondencia entre ellas.

A diferencia del estudio realizado por Yendrikhovskij, las imágenes que se han analizado no son imágenes naturales arbitrarias. Las imágenes naturales que se han analizado son imágenes de paisajes típicos de la sabana africana, ya que este es el ecosistema en el que se cree que se encontraba envuelto el ser humano cuando sufrió la evoluci3n de la retina y de los mecanismos neurol3gicos que procesan la informaci3n visual [9]. Otro punto distintivo de este proyecto respecto al estudio de Yendrikhovskij tiene que ver con el espacio de color utilizado para analizar la correspondencia entre la distribuci3n de los colores de las imágenes respecto la distribuci3n de las categorías de color. El espacio que utiliz3 Yendrikhovskij (el espacio CIELUV) es un espacio de color cuya representaci3n del color no tiene en cuenta la contribuci3n de los mecanismos del sistema visual humano en la apariencia del color [5]. En nuestro caso el espacio que hemos utilizado para analizar dicha correspondencia (el espacio  $l_sY$ ) sí que tiene en cuenta aspectos fisiol3gicos (e incluso neuronales) del sistema visual humano en la representaci3n que hace del color [8], [10]. Concretamente en este espacio, la representaci3n del color se lleva a cabo a partir de la combinaci3n de las señales eléctricas que se producen en los conos de la retina a partir de la incidencia de la luz sobre ellos. Por último cabe destacar también que la comparaci3n entre los agrupaciones de color obtenidas de las imágenes y las categorías de color basadas en los datos psicofísicos, a diferencia del estudio de Yendrikhovskij, no se ha limitado únicamente a sus puntos centrales. En este proyecto se han tenido en cuenta todos los puntos de las dos distribuciones a la hora de evaluar su

correspondencia.

Este documento está organizado de la siguiente forma: en la secci3n 2 se describe detalladamente la metodol3gia

utilizada para la consecuci3n del objetivo del proyecto; en la secci3n 3 se presentan y se interpretan los resultados obtenidos; por último en la secci3n 4 se exponen las conclusiones de este proyecto así como las posibles líneas de investigaci3n futuras.

## 2 METODOLOGÍA APLICADA

### 2.1 Recolecci3n de imágenes representativas del medio ambiente visual

Las imágenes naturales que se han analizado en este proyecto se han extraído de la base de datos **UPenn Natural Image Database**, disponible para su descarga en: <http://tofu.psych.upenn.edu/~upennidb/>

Esta base de datos fue desarrollada por varios expertos de la universidad de Pensilvania para su uso en investigaciones relacionadas con la visi3n por computador, la neurociencia visual y la percepci3n psicofísica. Contiene cerca de 5.000 imágenes naturales (divididas en 100 álbumes según las escenas representadas) que fueron tomadas en el Delta del Okavango (Botsuana). El medio ambiente visual de este lugar se corresponde con el hábitat de la sabana africana donde se cree que el sistema visual humano evolucion3 [9]. Estas imágenes fueron tomadas con cámaras D70 calibradas y fueron preprocesadas en varios espacios de color tales como el espacio LMS.

El espacio LMS (también conocido como espacio de excitaci3n de conos) está definido por la respuesta en forma de impulsos eléctricos que provocan los fotones cuando inciden sobre los conos de la retina. Los conos son uno de los dos tipos de fotorreceptores que posee la retina. Proporcionan al ser humano agudeza visual y sensibilidad al color. Existen tres tipos de conos: conos L, conos M y conos S. Cada uno de ellos es sensible a un tipo de longitud de onda de la luz la cual cosa hace que cada uno de ellos sea el encargado de percibir un cierto color. En el caso de los conos L el color que perciben es el rojo, los conos M el verde y los conos S el azul. El resto de colores se perciben mediante la combinaci3n de los distintos conos.

De las cerca de 5.000 imágenes que contiene la base de datos se han seleccionado para su correspondiente análisis un total de 516 imágenes. El criterio principal que se ha utilizado para descartar imágenes ha sido asegurar la variedad de las escenas, colores e iluminaciones presentes en las imágenes; muchos de los álbumes de la base de datos están formados por imágenes en las que se muestran un mismo objeto con pequeñas variaciones en cuanto a la escala de este o imágenes en las que se capta

- 
- E-mail de contacto: [eric.rey@e-campus.uab.cat](mailto:eric.rey@e-campus.uab.cat)
  - Mención realizada: Computaci3n
  - Trabajo tutorizado por: Carlos Alejandro Parraga (Ciencias de la Computaci3n)
  - Curso 2013/14

una misma escena en diferentes momentos del día. Otros criterios que se han tenido en cuenta a la hora de descartar imágenes son los siguientes:

- Descartar imágenes en las que se observan efectos no deseados de la incidencia de la luz del sol sobre la lente de la cámara (ver Fig. 1a). Las imágenes en las que se producen estos efectos contienen puntos sobre saturados (debido a la gran intensidad luminosa) que pueden desvirtuar los resultados del análisis de las imágenes.
- Descartar imágenes en las que aparecen objetos utilizados en el proceso de calibración de la cámara tales como la carta de colores de Macbeth (ver Fig. 1b). Hemos eliminado estas imágenes ya que los objetos de calibración son objetos artificiales externos al medio ambiente visual analizado.
- Descartar imágenes en las que aparecen objetos u otros elementos modernos como puedan ser vehículos u edificios (ver Fig. 1c). Estas imágenes se han eliminado debido a que se trata de escenas inexistentes en el medio ambiente visual que rodeaba al ser humano cuando su sistema visual humano evolucionó.

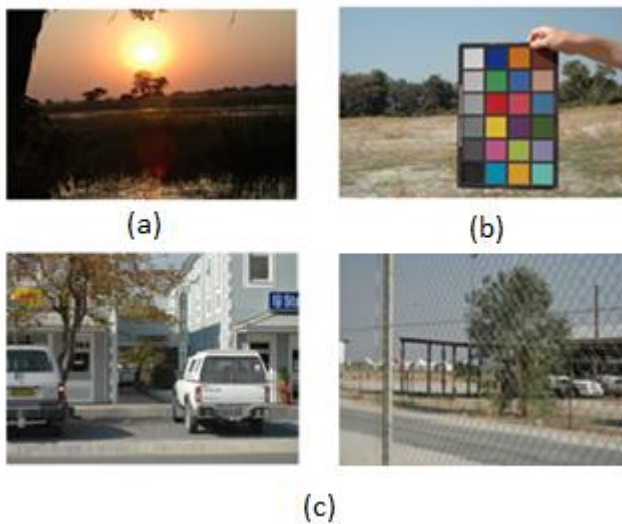


Fig. 1. Ejemplos de imágenes descartadas para el análisis de los clústers de color que contienen.

Para cada una de las imágenes seleccionadas únicamente se ha utilizado la representación de estas en el espacio de color LMS.

## 2.2 Procesamiento de las imágenes seleccionadas

Para poder analizar las imágenes seleccionadas correctamente, y extraer de esa manera los clústers de color que existen en ellas, las imágenes han tenido que ser procesadas. Concretamente se han llevado a cabo dos operaciones de procesamiento sobre las imágenes: 1) recortar, 2) escalar.

En algunas de las imágenes seleccionadas de la base de datos (concretamente en aquellas en las que se fotografian frutas o plantas) para tener una idea de la

distancia a partir de la cual se está tomando la fotografía así como del tamaño real del elemento fotografiado, se coloca en la escena un elemento de medición de color verde (ver fotografía izquierda de la Fig. ). La presencia de este utensilio de medición en las imágenes es un estorbo para su análisis ya que se trata de un elemento artificial que se ha añadido a la escena, por esa razón se ha eliminado. Para ello cada imagen donde aparecía el utensilio de medición de color verde la hemos recortado.



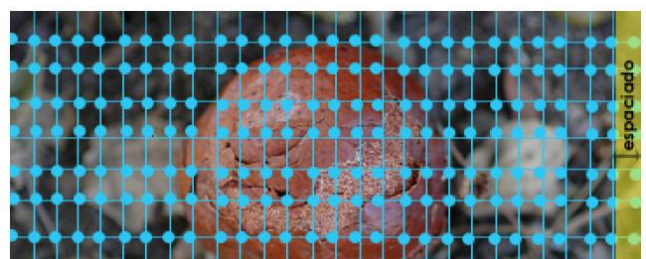
Fig. 2. Ejemplos de imagen antes de ser recortada y después de ser recortada.

Las representaciones de las imágenes en el espacio LMS están definidas como matrices de dimensiones  $1007 \times 1519$  (en el caso de tratarse de imágenes no recortadas). Debido al gran volumen de datos que implica manejar matrices con esas dimensiones, y a las consecuencias que tiene esto en el tiempo de análisis de las imágenes, se han escalado las imágenes a la mitad de su tamaño original, con lo que pasan a tener unas dimensiones de  $504 \times 760$  (en el caso de tratarse de las imágenes no recortadas previamente).

## 2.3 Selección y normalización de puntos de las imágenes

El número total de puntos a analizar para encontrar las agrupaciones de color se aproxima a 200.000.000 puntos. Esta cantidad de puntos dificulta enormemente la realización del proceso de clusterización en cuanto a tiempo y uso de recursos, por esa razón se ha optado por seleccionar un subconjunto de puntos de cada una de las imágenes sobre los que realizar la clusterización.

La selección de puntos en cada imagen representada en el espacio LMS se ha realizado mediante la aplicación de una malla de puntos (ver Fig. 3). Los puntos que se han seleccionado están repartidos de forma uniforme y equidistante a lo largo de la imagen. Según la distancia indicada que debe existir entre ellos podemos hacer que se puedan seleccionar más o menos puntos. El uso de este método de selección de puntos, a diferencia de la selección de puntos de forma aleatoria, nos permite poder seleccionar más puntos representativos de las imágenes independientemente del tipo de escena en la que en ellas



se represente.

Fig. 3. Ejemplo del concepto de malla de puntos que se ha aplicado en la selección de puntos de las imágenes. Los círculos de color celeste que se seleccionaron en esta imagen dada la distancia entre ellos (indicada de color amarillo).

La representación de las imágenes en el espacio LMS está descrita por coordenadas que en muchos casos llegan a tomar valores de orden  $10^6$  o  $10^7$ . La magnitud de estos valores constituye un estorbo a la hora de operar con ellos, sobre todo en lo que respecta a la posterior representación de los clústers obtenidos en el espacio  $l_sY$ . Por esta razón se han normalizado los valores de las coordenadas de los puntos seleccionados realizando un cambio de unidades. La unidad utilizada en las imágenes representadas en el espacio LMS es el número de isomerizaciones por segundo que se produce en cada tipo de cono de la retina [9]. El término isomerización hace referencia al proceso químico que se produce cuando los fotones inciden sobre los conos. Debido a que esta unidad no permite describir las coordenadas del espacio LMS de la manera deseada se ha sustituido por las coordenadas nominales de los conos. Para ellos hemos dividido los valores L, M y S de cada punto de la imagen por los siguientes factores de isomerización de cada cono [9]:

$$\begin{aligned} L' &= L/1,75 \cdot 10^5 \\ M' &= M/1,60 \cdot 10^4 \\ S' &= S/3,49 \cdot 10^4 \end{aligned} \quad (1)$$

## 2.4 Clusterización de los puntos seleccionados en el espacio CIELAB.

El espacio que se ha seleccionado para realizar la clusterización es el espacio CIELAB (también conocido como espacio de color  $L^*a^*b^*$ ). El espacio CIELAB fue creado con la intención de ser un espacio más uniforme en términos de percepción visual que otros espacio de color tales como el RGB. En el espacio CIELAB la magnitud de las diferencia entre dos puntos de este espacio de color es igual a la magnitud de la diferencia que percibe el ser humano para esos dos colores [5]. Esta uniformidad que posee el espacio CIELAB hace que se puedan obtener resultados más óptimos en dicho espacio que en el espacio LMS a la hora de realizar la clusterización.

Los puntos seleccionados de las imágenes se encuentran en el espacio de color LMS. Para poder convertirlos al espacio CIELAB se han tenido que aplicar las siguientes transformaciones:

1. Transformación de los puntos seleccionados del espacio LMS al espacio XYZ.
2. Transformación de los puntos seleccionados del espacio XYZ al espacio CIELAB.

La transformación de los puntos el espacio LMS al espacio XYZ puede variar según las curvas (de aquí en adelante las llamaremos fundamentales) que se utilicen para caracterizar la respuesta de los conos L, M y S a las

diferentes longitudes de onda a las que puede incidir la luz sobre la retina [12], [13]. En nuestro caso para hacer la transformación hemos utilizado los fundamentales de Boynton [14], [15]. Se ha seleccionado este tipo de fundamentales ya que se tratan de las mismas fundamentales que se utilizaron en el estudio de Parraga et. al para hacer las transformaciones entre el espacio XYZ y el espacio LMS. La transformación ha consistido en multiplicar los valores de las coordenadas  $L'$ ,  $M'$  y  $S'$  de los puntos seleccionados por la matriz de transformación de los fundamentales de Boynton invertida (2).

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,15516 & 0,54308 & -0,03287 \\ -0,15516 & 0,45692 & 0,03287 \\ 0 & 0 & 1,0066 \end{pmatrix}^{INV} \begin{pmatrix} L' \\ M' \\ S' \end{pmatrix} \quad (2)$$

Mediante las ecuaciones (3), (4) y (5) se ha realizado la transformación de los valores de las coordenadas del espacio XYZ a los valores correspondientes para las coordenadas del espacio CIELAB [16].

$$\begin{aligned} L &= 116f(Y/Y_n) - 16 \\ A &= 500[f(X/X_n) - f(Y/Y_n)] \\ B &= 200[f(Y/Y_n) - f(Z/Z_n)] \end{aligned} \quad (3)$$

Los valores X, Y y Z se corresponden con las coordenadas del espacio XYZ que queremos transformar a valores de las coordenadas L, A y B del espacio CIELAB.  $X_n$ ,  $Y_n$  y  $Z_n$  son los valores para las coordenadas X, Y y Z (respectivamente) del punto blanco de referencia D65. Los valores concretos de dichas coordenadas son los siguientes:

$$\begin{aligned} X_n &= 0,950170 \\ Y_n &= 1,000000 \\ Z_n &= 1,088130 \end{aligned}$$

La función f está definida de la siguiente forma:

$$f(t) = \begin{cases} t^{1/3} & \text{para } t > \left(\frac{6}{29}\right)^3 \\ \frac{1}{3} \left(\frac{29}{6}\right)^2 t + \frac{4}{29} & \text{para otro valor} \end{cases} \quad (4)$$

La clusterización de los puntos seleccionados de las imágenes se ha llevado a cabo con el algoritmo k-means.

K-means es un método de agrupamiento exclusivo (cada punto analizado sólo puede agruparse en un clúster) que tiene como objetivo la partición de un conjunto n de puntos en k clústers en el que cada punto pertenece al clúster más cercano según una métrica de distancia. La métrica que se ha seleccionado es la distancia euclídea. Esta métrica, aplicada a un al espacio de tres dimensiones como es el CIELAB, se calcula mediante la siguiente ecuación:

$$D_E = \sqrt{(x_2 - x_1)^2 + (y_2 - y_1)^2 + (z_2 - z_1)^2} \quad (5)$$

$x_2$ ,  $y_2$  y  $z_2$  se corresponden con las coordenadas del centroide.  $x_1$ ,  $y_1$  y  $z_1$  se corresponden con las coordenadas del punto que estamos analizando.

El funcionamiento de este algoritmo se resume en cuatro etapas:

1. Selección inicial de  $k$  puntos centrales (centroides), uno para cada clúster.
2. Asignación de los puntos a los  $k$  clústers según la distancia existente que hay desde cada uno de ellos a los centroides de los clústers. Cada punto será asignado al clúster cuyo centroide es el más cercano a él.
3. Recalculación de los centroides de los clústers a partir del cálculo de la media de los puntos que forma cada clúster.
4. Repetición de las etapas 2 y 3 tantas veces como se lo hayamos indicado (ya sea por el número de iteraciones o por la varianza entre los centroides de los clústers después de la recalculación de estos).

El correcto funcionamiento de este algoritmo en el proceso de clusterización depende de tres factores:

- El número de clústers ( $k$ ) seleccionado en el que agrupamos los puntos.
- El número de iteraciones o veces que aplicamos la clasificación de los puntos en los clústers y posteriormente calculamos los centroides (normalmente como la media de todos los puntos que pertenecen al clúster en cuestión) que los representan.
- Los puntos iniciales que seleccionamos como centroides de los clústers.

El número de clústers que se ha escogido para agrupar los diferentes puntos de las imágenes se ha seleccionado a partir de la aplicación del discriminante de Fisher (8) para diferentes valores de  $k$ . El valor de  $k$  que se ha seleccionado es aquel que minimiza el discriminante de Fisher.

$$\text{discrim. de Fisher} \approx \frac{\left(\frac{K-1}{2}\right) \sum_{c=1}^K \left(\frac{1}{m_c} \sum_{i=1, x_i \in C}^{m_c} d(x_i, \mu_c)\right)}{\sum_{i,j=\{1,2,\dots,K\} \times \{1,2,\dots,K\}}^{K(K-1)/2} d(\mu_i, \mu_j)} \quad (6)$$

El valor  $m_c$  hace referencia al número de puntos agrupados en el clúster  $c$ ;  $\mu_i$  hace referencia al centroide del clúster  $i$ . El numerador se corresponde con la media de todas las distancias de los puntos a los centroides de sus respectivos clústers; por su lado, el denominador se corresponde con la media de las distancias entre todos los pares de centroides de clústers posibles. El factor  $(k-1)/2$  del numerador se utiliza para normalizar la expresión.

El número de iteraciones aplicado en el algoritmo  $k$ -means que se ha utilizado es aquel que nos ha llevado al estado de convergencia en la asignación de los puntos a los clústers.

La selección de los centroides iniciales se ha realizado de forma aleatoria aunque se ha respetado que los puntos

seleccionados estuvieran distribuidos uniformemente en el espacio CIELAB [16].

La implementación del algoritmo  $k$ -means que se ha utilizado es la que proporciona por defecto Matlab a través de la función *kmeans* [17].

## 2.5 Representación de los clústers en el espacio de color IsY

El modelo de categorización de color desarrollado por Parareda [7] está construido sobre el espacio de color IsY. Para poder realizar la comparación de los clústers obtenidos con dicho modelo se han tenido que convertir los puntos que hemos clusterizado al espacio IsY. Esta conversión está dividida en tres transformaciones:

1. Transformación de los puntos de los clústers del espacio CIELAB al espacio XYZ.
2. Transformación de los puntos de los clústers del espacio XYZ al espacio LMS.
3. Transformación de los puntos de los clústers del espacio LMS al espacio IsY.

La transformación del espacio CIELAB al espacio XYZ se ha realizado mediante la aplicación de las siguientes ecuaciones:

$$\begin{aligned} Y &= Y_n f^{-1}[1/(116)(L + 16)] \\ X &= X_n f^{-1}[1/(116)(L + 16) + 1/(500)A] \\ Z &= Z_n f^{-1}[1/(116)(L + 16) - 1/(200)B] \end{aligned} \quad (7)$$

Los valores  $L$ ,  $A$  y  $B$  se corresponden con los valores de las coordenadas del espacio CIELAB que queremos transformar a valores de las coordenadas  $X$ ,  $Y$  y  $Z$  del espacio XYZ.  $X_n$ ,  $Y_n$  y  $Z_n$  son los valores para las coordenadas  $X_n$ ,  $Y_n$  y  $Z_n$  del punto blanco de referencia D65. La función  $f^{-1}$  está definida de la siguiente forma:

$$f^{-1}(t) = \begin{cases} t^3 & \text{para } t > 6/29 \\ 3 \left(\frac{6}{29}\right)^2 \left(t - \frac{4}{29}\right) & \text{para otro valor} \end{cases} \quad (8)$$

Para hacer la transformación de los puntos de los clústers del espacio XYZ al espacio LMS se ha utilizado la expresión que se puede observar en la ecuación (13). Al igual que en el caso de la transformación de los puntos seleccionados de las imágenes del espacio LMS al espacio XYZ que se realizó antes de la clusterización, se han utilizado los fundamentales de Boynton [14], [15].

$$\begin{pmatrix} L' \\ M' \\ S' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0,15516 & 0,54308 & -0,03287 \\ -0,15516 & 0,45692 & 0,03287 \\ 0 & 0 & 1,0066 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} \quad (9)$$

Por último, la transformación de los puntos de los clústers del espacio LMS al espacio IsY se ha basado en las siguientes ecuaciones [8], [11], [18]:

$$\begin{aligned} l &= L' / (L' + M') \\ s &= S' / (L' + M') \\ Y &= L' + M' \end{aligned} \quad (10)$$

## 2.6 Comparación de los clústers obtenidos con las categorías de color modeladas

Una vez transformados los puntos de los diferentes clústers al espacio  $l s Y$ , el último paso a realizar es la comparación de los clústers de color obtenidos en el análisis de las imágenes con las categorías de color modeladas por Parareda en su estudio [7]. Esta comparación tiene como objetivo ver la correspondencia que hay entre los clústers de colores de las imágenes con las categorías de color. Queremos saber para cada uno de los clústers cuál es la categoría de color a la que se corresponde y en qué porcentaje. Para ello hemos analizado cada punto del clúster en qué categoría de color se puede clasificar y hemos asignado al clúster la categoría de color en la que se han clasificado la mayoría de puntos del clúster.

Las categorías de color resultantes del estudio de Aleix Parareda están modeladas como elipsoides. Un punto cualquiera pertenece a una elipsoide si cumple la siguiente ecuación [8]:

$$[(l - l_0/a)^2 + (s - s_0/b)^2 + (Y - Y_0/c)^2] < 1 \quad (11)$$

Para cada punto de los clústers hemos analizado su pertenencia a las diferentes categorías de color. En el caso que un punto perteneciese a más de una elipsoide le hemos asignado la categoría de color cuyo centroide está más cerca según la distancia euclídea (7).

Una vez clasificados todos los puntos del clúster, para cada categoría de color se ha calculado el porcentaje de puntos del clúster que pertenecen a ella de la siguiente forma:

$$\text{Porcentaje}_c = P_c / P \quad (12)$$

$P_c$  hace referencia al número de puntos del clúster en cuestión asociados a la categoría de color  $c$ .  $P$  hace referencia al número total de puntos del clúster en cuestión. La categoría asociada al clúster es aquella que posee el porcentaje más alto.

## 4 RESULTADOS OBTENIDOS

La evaluación de la correspondencia entre las agrupaciones de color obtenidas en el análisis de las imágenes respecto las categorías de color del estudio realizado por Parareda [7] se ha realizado para cuatro casos de prueba distintos. En cada uno de ellos se ha

variado el número de puntos seleccionados sobre los que se ha aplicado el algoritmo k-means. Como se ha comentado anteriormente en este documento, el número de puntos a seleccionar de cada imagen se puede variar cambiando la distancia entre los puntos de la malla que se ha modelizado para el proceso de selección de los puntos.

Inicialmente el propósito planteado en cuanto el análisis de la correspondencia entre las agrupaciones de color de las imágenes y las categorías de color era aplicarlo sobre todos los puntos y no únicamente sobre los puntos centrales. Por cuestiones técnicas finalmente este propósito no se ha podido cumplir y se ha optado por realizar el análisis únicamente para los puntos centrales de las agrupaciones de color de las imágenes y de las categorías de color.

### 4.1 Caso de prueba número 1

1. Distancia entre los puntos seleccionados de cada imagen: 100 píxeles.
2. Número total de puntos seleccionados de las imágenes: 23.888 puntos.
3. Número de agrupaciones (clústers) óptimo según el discriminante de Fisher: 8 agrupaciones.

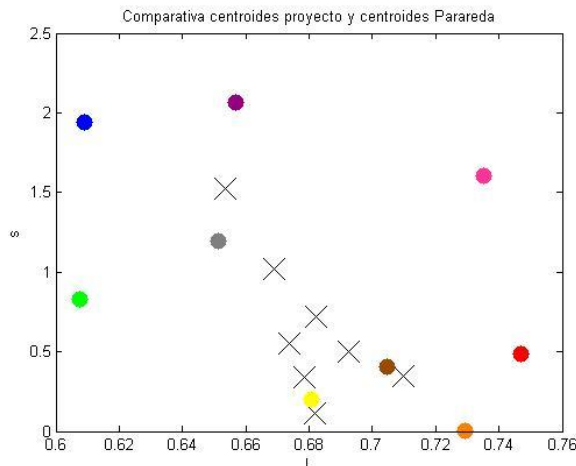


Fig. 4. Representación de los puntos centrales de las agrupaciones de color de las imágenes (representados con cruces) y de los puntos centrales de las categorías de color modeladas por Parareda (representadas con círculos y según el color de la categoría en cuestión).

### 4.2 Caso de prueba número 2

1. Distancia entre los puntos seleccionados de cada imagen: 75 píxeles.
2. Número total de puntos seleccionados de las imágenes: 38.582 puntos.
3. Número de agrupaciones (clústers) óptimo según el discriminante de Fisher: 7 agrupaciones.

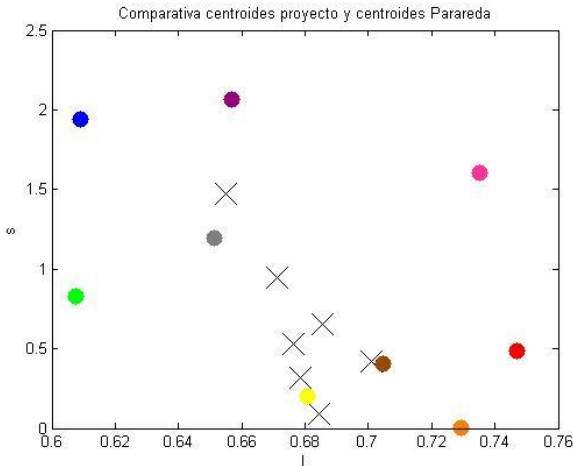


Fig. 5. Representación de los puntos centrales de las agrupaciones de color de las imágenes (representados con cruces) y de los puntos centrales de las categorías de color modeladas por Parareda (representadas con círculos y según el color de la categoría en cuestión).

#### 4.3 Caso de prueba número 3

1. Distancia entre los puntos seleccionados de cada imagen: 50 píxeles.
2. Número total de puntos seleccionados de las imágenes: 87.541 puntos.
3. Número de agrupaciones (clústers) óptimo según el discriminante de Fisher: 8 agrupaciones.

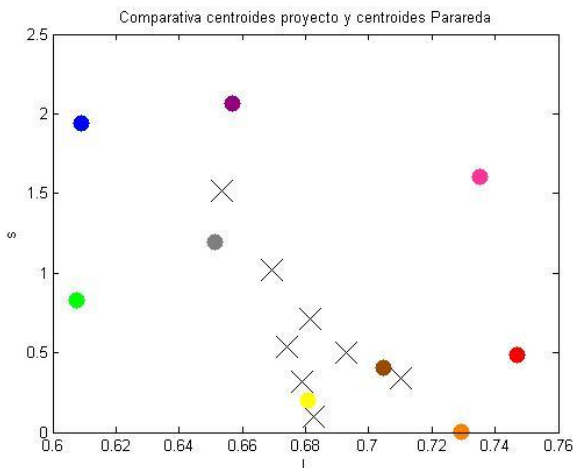


Fig. 6. Representación de los puntos centrales de las agrupaciones de color de las imágenes (representados con cruces) y de los puntos centrales de las categorías de color modeladas por Parareda (representadas con círculos y según el color de la categoría en cuestión).

#### 4.4 Caso de prueba número 4

1. Distancia entre los puntos seleccionados de cada imagen: 50 píxeles.
2. Número total de puntos seleccionados de las imágenes: 324.298 puntos.
3. Número de agrupaciones (clústers) óptimo según el discriminante de Fisher: 6 agrupaciones.

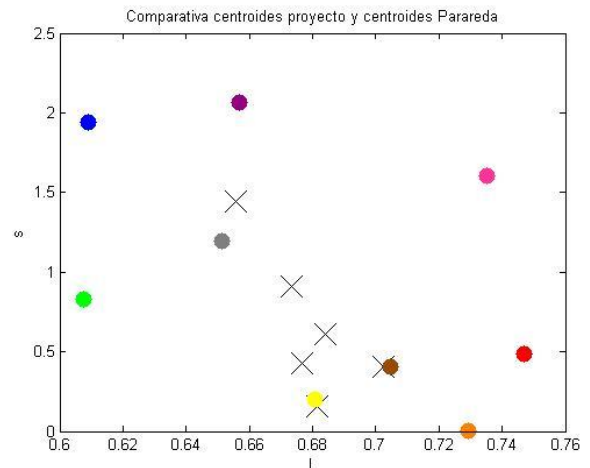


Fig. 7. Representación de los puntos centrales de las agrupaciones de color de las imágenes (representados con cruces) y de los puntos centrales de las categorías de color modeladas por Parareda (representadas con círculos y según el color de la categoría en cuestión).

#### 4.5 Discusión de los resultados

En cada uno de los cuatro casos de prueba podemos observar que existe una clara correspondencia entre las categorías de color *amarillo* y *marrón* modeladas por Parareda [7] y dos agrupaciones de color detectadas en el respectivo análisis de las imágenes. Esto tiene sentido ya que observando las imágenes los colores más predominantes que aparecen son estos dos.

A pesar de seleccionar diferentes números de puntos y de utilizar diferentes números de clústers a la hora de realizar la clusterización, no se observa una diferencia significativa en la distribución de las agrupaciones de color.

## 5 CONCLUSIONES

Una vez finalizado el proyecto concluimos que el objetivo planteado no se ha cumplido de forma total. Hemos podido verificar la correspondencia de las agrupaciones de color de las imágenes con las categorías de color

únicamente en lo que respecta a sus puntos centrales. Es necesario ampliar el estudio de la correspondencias de las agrupaciones de color de las imágenes con las categorías de color más allá de sus puntos centrales.

A parte de lo comentado, como futura extensión del trabajo, sería interesante poder analizar otros conjuntos de imágenes del medio ambiente visual donde evolucionó el sistema visual del ser humano, de esa manera podríamos analizar si, a parte de las categorías de color amarillo y marrón, existen otras categorías de color coincidentes con las agrupaciones de color presentes en dicho medio ambiente visual.

## AGRADECIMIENTOS

Quiero mostrar mi agradecimiento de una forma especial a C. A. Parraga por su orientación y su ayuda en la consecución del proyecto y por sus enseñanzas en cuanto a la investigación científica.

También quiero expresar mi agradecimiento a Aleix Parareda por su cooperación en el desarrollo de la evaluación de los resultados mostrados en este documento.

## BIBLIOGRAFÍA

- [1] G. Derefeldt and T. Swartling, "Colour concept retrieval by free colour naming. Identification of up to 30 colours without training" *Displays*, vol. 16, pp. 69-77, 1995.
- [2] M. A. Webster and P. Kay, "Individual and population differences in focal colors" *Anthropology of Color*, pp. 29-53, 2007.
- [3] R. N. Shepard, "The perceptual organisation of colors: An adaptation to regularities of the terrestrial world?" J. Barkow , L. Cosmid, J. Tooby, Ed., *Adapted mind*. Oxford: Oxford University Press, 1992, pp. 495-532.
- [4] S. N. Yendrikhovskij, "A computational model of colour categorization" *Color Research & Application* vol. 26, pp. S235-S238, 2001.
- [5] Stephen Westland, *Computational colour science using MATLAB*, 2nd ed. , John Wiley & Sons, 2012.
- [6] Wikipedia. Cluster analysis [Online]. Available: [http://en.wikipedia.org/wiki/Cluster\\_analysis](http://en.wikipedia.org/wiki/Cluster_analysis).
- [7] Aleix Parareda, "Exploració computacional i psicofísica de l'origen de les categories del color" Treball de Fi de Grau, Universitat Autònoma de Barcelona, Junio de 2014 (en revisió).
- [8] C. A. Parraga, "Colour categorization from cone activation", 2014 (sin teminar).
- [9] G. Tkacik, P. Garrigan, C. Ratliff, G. Milcinski, J. M. Klein, et al., " Natural Images from the Birthplace of the Human Eye", *PloS ONE*, vol. 6, no. 6, 2011.
- [10] R. M. Boynton, "A system of photometry and colorimetry based on cone excitations" *Color Research & Application*, vol. 11, no. 4, pp. 244-252, 1986.
- [11] C. A. Parraga, "Color Vision, Computational Methods for," *Encyclopedia of Computational Neuroscience*, Ed. D. Jaeger and R. Jung, SpringerReference, 2013-11-23 10:58:30 UTC.
- [12] P. Capilla, J. Malo, M. J. Luque and J. M. Artigas, " Colour representation spaces at different physiological levels: a comparative analysis," *Journal of optics*, vol. 29, no. 5, pp. 324, 1998.
- [13] P. J. Pardo, " Diseño y construcción de un colorímetro de tres canales: Aplicación al estudio experimental de modelos de visión del color," Tesis Doctoral, Universidad de Extremadura, 2004.
- [14] R. M. Boynton and D. I. Macleod, " Chromaticity diagram showing cone excitation by stimuli of equal luminance," *JOSA*, vol. 69, no. 8, pp. 1183-1186, 1979.
- [15] R. M. Boynton, " A system of photometry and colorimetry based on cone excitations," *Color Research & Application*, vol. 11, no. 4, pp. 244-252, 1986.
- [16] Mathworks. Uniform Distribution (Continuous) [Online]. Available: <http://www.mathworks.es/es/help/stats/uniform-distribution-continuous.html>
- [17] Sun-Yuan Kung (Princeton University). K-means [Online]. Available: [https://www.princeton.edu/~kung/ele571/571-MatLab/571BP\\_Chad/kmeans.m](https://www.princeton.edu/~kung/ele571/571-MatLab/571BP_Chad/kmeans.m).
- [18] D. Cao, J. Pokorny and V. C. Smith, " Associating color appearance with the cone chromaticity space," *Vision Research*, vol. 45, no. 15, pp. 1929-1934, 2005.