



This is the **published version** of the bachelor thesis:
González Ariza, Sergio; Parraga, Carlos Alejandro, dir. El rol del color en la preferencia estética. 2022. (958 Enginyeria Informàtica)

This version is available at <https://ddd.uab.cat/record/264198>
under the terms of the license

El rol del color en la preferencia estética

Sergio González Ariza

Domingo, 6 de Marzo de 2022

Resum– Actualmente, existen varios estudios sobre el papel del color en un aspecto estético, pero la mayoría tienen resultados muy confusos. En este trabajo realizaremos una investigación a cerca del rol que tiene el color sobre la percepción estética de una imagen. Trataremos varias imágenes valoradas por un público que las ha puntuado según lo bonita que le parece la imagen.

Para el proceso de extracción de colores se utilizará un algoritmo de clasificación (Kmeans) que nos permitirá extraer los colores de una imagen dentro de una paleta de 11 colores entre los cuales encontraremos: Rojo, Naranja, Marrón, Amarillo, Verde, Azul, Lila, Rosa, Negro, Gris y Blanco. Una vez obtenemos los colores de una imagen, calculamos varias métricas que nos permitan cuantificar diferentes propiedades del color sobre la escena, y partir de estas, buscar relaciones que nos permitan entender la puntuación que se le ha otorgado.

Palabras clave– Color, Estética, Percepción, Preferencia Estética, Clasificación, Agrupación, KMeans, Distribución espacial, Dispersion, Centroides, Distancia euclíadiana, Macbeth Chart

Abstract– Currently, there are several studies on the role of color in an aesthetic aspect, but most of them have very confusing results. In this work we will do an investigation on the role that color has in the aesthetic perception of an image. We will treat several images valued by an audience that has scored them according to how beautiful the image seems to them.

For the color extraction process, a classification algorithm (Kmeans) is ensured that will allow us to extract the colors of an image within a palette of 11 colors among which we will find: Red, Orange, Brown, Yellow, Green, Blue, Purple , Pink, Black, Gray and White. Once we obtain the colors of an image, we calculate several metrics that allow us to quantify different color properties in the scene, and from these look for relationships that allow us to understand the score that has been given.

Keywords– Color, Aesthetics, Perception, Aesthetic Preference, Classification, Clustering, KMeans, Spatial distribution, Dispersion, Centroids, Euclidean distance, Macbeth Chart

1 INTRODUCCIÓN

La valoración estética de una escena es un proceso que puede llegar a ser complejo y confuso si lo analizamos al detalle, y puede verse influido por el propio criterio del observador, por lo que nos puede llevar a la obtención de resultados diferentes según el observador que realice la valoración. Por lo general, cuando una persona juzga si algo es bello o le gusta, evalúa muchos aspectos que no pueden ser representados en los píxeles. Si evaluamos, por ejemplo, una imagen tomada por una

persona desconocida, esta, probablemente no consiga una puntuación muy elevada, pero si ponemos esta misma imagen en un museo y le otorgamos un valor de diez mil dólares, esta será evaluada de forma distinta, posiblemente con una puntuación superior.

En este trabajo se pretende realizar una investigación a cerca del rol que tiene el color sobre la percepción estética de una escena. Trataremos varias imágenes que se han presentado a un concurso de imágenes digitales “DP-Challenge”. Tenemos un total de 10426 imágenes, las cuales han sido valoradas por un público que ha otorgado una puntuación del 1 al 5 basándose en lo bonita que le parece la imagen, siendo 1 la puntuación más baja y 5 la más alta, representando así como de fea (1) o bonita (5) es esta.

- E-mail de contacto: sergio.gonza.8@gmail.com
- Mención realizada: Enginyeria de Computació
- Trabajo autorizado por: Carlos Alejandro Parraga (Área de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial)
- Curso 2021/22

Cabe destacar que todas las imágenes que vamos a tratar son imágenes que podemos considerar naturales, es decir, imágenes en las que no intervienen factores humanos. A continuación podemos ver un ejemplo del tipo de imágenes que nos encontraremos en nuestro dataset (Fig. 1).



Fig. 1: Imagen 1 del dataset

Para tener más datos e información, una parte de este conjunto de imágenes han sido tratadas a partir de un programa que se ha facilitado a varios usuarios para que modifiquen estas imágenes con la finalidad de hacerlas más feas estéticamente. A continuación podemos ver la misma imagen que hemos mostrado anteriormente, pero esta vez modificada (Fig. 2) para hacerla más fea.



Fig. 2: Imagen 1 del dataset modificada

Creemos que los colores son una característica que influye a la hora de que la persona valore la escena como algo bonito o feo, pero es difícil de determinar cómo de directamente relacionados están los colores con la percepción estética, ya que, cómo veremos, en una imagen influyen muchos más factores que el color. Como no podemos centrarnos en todos los factores, puesto que muchos de ellos no los podemos cuantificar y tratar con una máquina (p. ej. emociones o sentimientos), nos centraremos en valorar estéticamente imágenes basándonos estrictamente en los colores que la forman y propiedades relacionadas a estos.

1.1. K-Means

Para poder estudiar los colores necesitamos un algoritmo de clasificación que nos permita segmentar el espacio de color de la imagen. Podemos considerar tres tipos de clasificación:

- Clasificación supervisada: disponemos de un conjunto de datos (por ejemplo, imágenes de letras escritas a mano) que vamos a llamar datos de entrenamiento y cada dato está asociado a una etiqueta (a qué letra corresponde cada imagen). Construimos un modelo en la fase de entrenamiento (training) utilizando dichas etiquetas, que nos dicen si una imagen está clasificada correcta o incorrectamente por el modelo. Una vez construido el modelo podemos utilizarlo para clasificar nuevos datos que, en esta fase, ya no necesitan etiqueta para su clasificación, aunque sí la necesitan para evaluar el porcentaje de objetos bien clasificados.

- Clasificación no supervisada: los datos no tienen etiquetas (o no queremos usarlas) y estos se clasifican a partir de su estructura interna (propiedades, características).
- Clasificación semi-supervisada: algunos datos de entrenamiento tienen etiquetas, pero no todos. Este último caso es muy típico en clasificación de imágenes, donde es habitual disponer de muchas imágenes mayormente no etiquetadas. Estos se pueden considerar algoritmos supervisados que no necesitan todas las etiquetas de los datos de entrenamiento.

El algoritmo k-means es un algoritmo de clasificación no supervisada (clusterización) que agrupa objetos en k grupos basándose en sus características [8]. El agrupamiento se realiza minimizando la suma de distancias (euclíadiana en nuestro caso) entre cada objeto y el centroide de su grupo o clúster. El algoritmo consta de tres pasos:

- Inicialización: una vez escogido el número de grupos, k , se establecen k centroides en el espacio de los datos, por ejemplo, escogiéndolos aleatoriamente.
- Asignación objetos a los centroides: cada objeto de los datos es asignado a su centroide más cercano.
- Actualización centroides: se actualiza la posición del centroide de cada grupo tomando como nuevo centroide la posición del promedio de los objetos pertenecientes a dicho grupo.

Se repiten los pasos 2 y 3 hasta que los centroides no se mueven, o se mueven por debajo de una distancia umbral en cada paso.

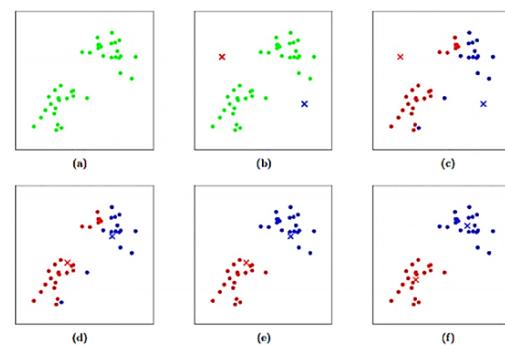


Fig. 3: Ejemplo de funcionamiento algoritmo KMeans

En nuestro caso pretendemos desarrollar un algoritmo de clasificación (KMeans) que nos permita etiquetar cada píxel

de una imagen de acuerdo con sus diferentes categorías semánticas (nombres) de color pertenecientes (rojo, verde, azul, morado, etc.) y descubrir cómo las combinaciones de colores, distribuciones espaciales y otros aspectos pueden afectar a los observadores a la hora de valorar una imagen como agradable/desagradable, estéticamente hablando.

2 ESTADO DEL ARTE

Actualmente existen varios estudios sobre el papel del color en un aspecto estético, pero la mayoría tienen resultados muy confusos. Por ejemplo, algunos afirman que la armonía aumenta con la similitud del tono, mientras que otros afirman que disminuye. En el siguiente artículo “*Aesthetic response to color combinations: preference, harmony, and similarity*” [12] argumentan que tales confusiones se resuelven al distinguir entre varios tipos de juicios sobre pares de colores. En nuestro caso, no queremos resolver estas confusiones, ya que el término armonía de colores no es un término descriptivo y conciso; más bien, tiene una amplia gama de significados debido a uno o varios atributos condicionales [2].

Antes de seguir con la investigación, a cerca del rol del color en la preferencia estética, hemos buscado factores externos que intervengan en la percepción estética de la imagen y que tengan relación con el color. Hay varios artículos que exponen una relación entre color y la cultura [11]. Estas relaciones también se ven influenciadas por la zona geográfica. Existen artículos realizados en zonas concretas dónde se encuentra esta asociación de un color a una cultura de forma bastante directa y marcada, cómo pasa por ejemplo en algunas islas de África [3].

A parte del factor cultural, existen otros muchos factores que intervienen en la percepción estética que tiene un usuario sobre una imagen y que van directamente relacionadas con el propio usuario, cómo son las emociones [4], por lo que una imagen puede tener valoraciones de varios usuarios que sean muy distintas y contradictorias entre sí.

Es por este motivo que en nuestra investigación a cerca del rol del color en la preferencia estética, descartaremos imágenes dónde intervengan posibles factores humanos que puedan inducir a condicionar las decisiones tomadas por los usuarios que las valoran, tanto en el aspecto cultural como en otros aspectos.

Podemos obtener los colores principales de una imagen con métodos de clasificación y estudiar cómo influye el color que estamos tratando, su distribución y otros aspectos relacionados con el color en el valor estético de dicha imagen.

3 OBJETIVOS

Como hemos comentado, el objetivo de este trabajo es aplicar este algoritmo al conjunto de datos y descubrir qué características de las imágenes que influencian la decisión de los observadores humanos a la hora de valorarlas estéticamente como feas o bonitas.

1. **Objetivo:** Estudiar la influencia de las distintas combinaciones de colores en la valoración estética;

- a) Desarrollar y hacer funcionar un algoritmo que segmente el espacio de color en 11 posibles colores y clasifica los píxeles de una imagen según su pertenencia a cada color.
- b) Encontrar la mejor manera de obtener el número de clústeres a utilizar.
- c) Obtener los centroides de cada clúster.

2. **Objetivo:** Estudiar las propiedades de los colores y cuantificarlas.

- a) Extraer propiedades como el contraste, brillo y calidez de la imagen, entre otros.
- b) Cuantificar estas propiedades con valores Númericos que las reflejen.

3. **Objetivo:** Estudiar la influencia de la distribución espacial de los distintos colores en la valoración estética.

- a) Dividir la imagen en espacios más acotados para que nos permita encontrar distribuciones espaciales a partir de los centroides obtenidos.

4. **Objetivo:** Aplicar métricas que nos permitan extraer unas conclusiones de los valores obtenidos que justifiquen la decisión tomada por los observadores a la hora de valorar cada imagen. Se utilizarán métricas con respecto a: combinación de colores, distribución espacial, calidez de los colores.

- Subobjetivo A Generar un output Númérico para cada métrica con el que generar un vector con el que poder realizar los cálculos correspondientes.
- Subobjetivo B Aplicar al menos 2 de las métricas expuestas.

5. **Objetivo (adicional):** Revisar el estudio de Domicela Jonauskaitė Colour-emotion self-reporting measurer y estudiar la manera de incluir los resultados de este en nuestro estudio para considerar como los observadores hacen una interpretación más agradable/desgradable estéticamente según el estado de ánimo que transmite cada color.

- a) Encontrar la mejor forma de mezclar los dos datasets.
- b) Buscar una métrica para la valoración de emociones y extraer conclusiones.

4 PLANIFICACIÓN

La planificación se ha reflejado en una tabla donde se indica por fechas y semanas que se espera obtener en cada fecha y que parte de los objetivos se está cumpliendo. Esta tabla la podemos encontrar en el apéndice de este documento.

5 METODOLOGÍA

Para conseguir obtener los colores principales de nuestra imagen utilizaremos un algoritmo de clasificación, como hemos comentado anteriormente un algoritmo de clustering

(K-Means), el cual nos segmentará los colores de una escena en k colores que aparecen en mayor medida en nuestra imagen. Para obtener el número adecuado de k colores realizaremos un primer estudio que nos permita definir correctamente el número de clusters, ya que es el punto de partida [5]. Utilizaremos el siguiente método para encontrar la k que más nos convenga:

- El método 'Silhouette'[7][6]: Mide qué tan cerca se encuentra ese punto de sus puntos vecinos más cercanos, en todos los grupos.

Para ejecutar pruebas usaremos la una Macbeth Chart (Fig. 4) que nos permite distinguir correctamente los colores para ver si nuestro algoritmo está funcionando correctamente. Esta imagen se utiliza para calibrar cámaras y contiene 24 colores claramente distinguidos por un fondo negro:

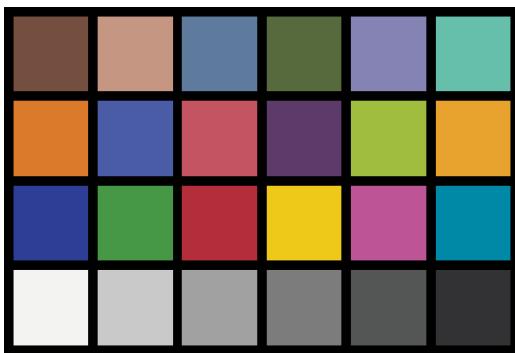


Fig. 4: Macbeth Chart

La 'Macbeth Chart' ha sido usada en varios estudios que tratan el color [1] para poder establecer unos colores principales que permitan reducir el espectro de color a un número de colores con el que se pueda trabajar de forma más cómoda.

Usamos el algoritmo que hemos desarrollado para encontrar la k más adecuada para esta imagen, con el que obtenemos un valor de 7 objetos distintos (en nuestro caso cuando hablamos de objetos hacemos referencia a distintos colores). Con este valor aplicaremos el algoritmo de clustering desarrollado que permite distinguir los colores de la imagen, el cual nos muestra cómo resultado los siguientes colores: 'Negro', 'Rosa', 'Amarillo', 'Azul', 'Verde', 'Blanco' y 'Gris'.

A continuación cogeremos un objeto (color) de los que hemos obtenido como resultado y generamos una imagen binaria, dónde vemos cómo ha etiquetado cada píxel del objeto (Fig. 5).

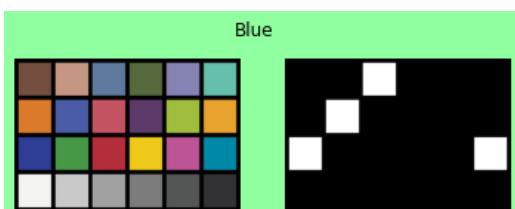


Fig. 5: Colores considerados como azul dentro de la macbeth chart

Para generar esta imagen binaria lo que hemos hecho ha sido redibujar la imagen asignando un valor de 255 si el píxel de la imagen es del objeto que estamos tratando, y asignaremos un valor de 0 en caso contrario. Una vez tenemos esta imagen podemos distinguir varias áreas donde está presente este objeto. Para poder estudiar la distribución de colores sobre la imagen primero buscaremos los contornos de estas áreas y posteriormente localizaremos los centroides de cada una. Por último, una vez obtenidos los centroides de cada subgrupo encontrado (área) calcularemos el punto medio entre estos centroides, lo cual nos indica aproximadamente dónde está situado este objeto en nuestra imagen (Fig.6).

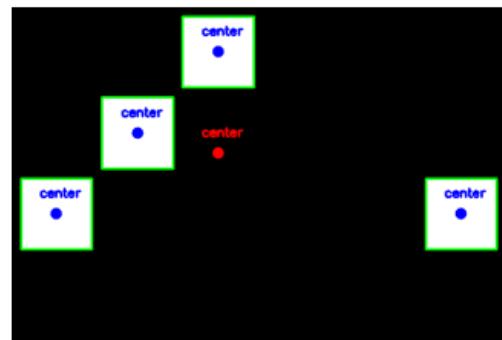


Fig. 6: Centroides de los subgrupos obtenidos de una etiqueta (azul) y centroide de la etiqueta en sí (rojo)

Distinguiremos entre los centroides de las diferentes agrupaciones de color que hemos encontrado dentro de una etiqueta y el centroide dicha etiqueta, ya que con la primera podemos ver la cantidad de tonalidades distintas que tenemos en una imagen de un mismo color. Con la segunda podemos ver dónde se encuentra este color dentro de la escena y posteriormente podremos calcular cómo está distribuido espacialmente este color en nuestra imagen, si se forman pequeños grupos de colores y como afecta esto en la percepción de la imagen.

También podemos utilizar los centroides obtenidos para calcular distancias de los centroides de una misma etiqueta respecto al centroide de la etiqueta en sí, con la que obtendremos la dispersión del color.

Todas estas pruebas se realizarán tanto en las imágenes originales como en las imágenes que han sido modificadas. Con los resultados Númericos obtenidos (métricas) podremos extraer nuestras conclusiones.

6 DESARROLLO

En nuestro dataset tenemos un total de 10426 imágenes a las que le vamos a realizar los procesos comentados en el apartado anterior. Al ser una gran cantidad de imágenes hemos decidido tratar únicamente la mitad de píxeles saltándose una fila/columna por cada lectura de estas, de esta forma reducimos a la mitad la información que tenemos que procesar. Consideraremos que de un píxel a su píxel vecino la información respecto al color no varía demasiado como para que influya en la información que vamos a obtener. Ahora explicaremos el desarrollo ejecutado escogiendo una imagen de ejemplo para mostrar el proceso (Fig. 7).

6.1. Encontrar colores de la imagen

El primer paso ha sido extraer el mejor valor de K (cantidad de objetos/colores que vamos a extraer) de esta imágenes en concreto. En este caso la K obtenida ha sido K=6. Con este valor podemos aplicar el algoritmo de clasificación (KMeans) para obtener los colores por los que está compuesta esta imagen. Hemos obtenido los colores 'Gris', 'Negro', 'Gris', 'Blanco', 'Gris' y 'Gris' de la imagen escogida.



Fig. 7: imagen escogida para realizar pruebas (5047.jpg)

Cómo hemos visto, hemos obtenido varias veces el mismo color ('Gris' en nuestro caso). Esto es debido a que hay tanta cantidad de este color en la imagen que el algoritmo lo clasifica en varias tonalidades de este mismo color. Para calcular nuestras métricas mezclaremos la información de los colores repetidos para tratarlos como un único color. En este caso nos quedaremos con los siguientes colores:

- **Negro:** Kmeans clasifica 1 centroide de este objeto.
- **Blanco:** Kmeans clasifica 1 centroide de este objeto.
- **Gris:** En este caso, a partir de la clasificación de kmeans, obtenemos 4 centroides.

6.2. Encontrar áreas y centros

Ahora procedemos a buscar las áreas de la imagen que están compuestas por cada color y sus respectivos contornos mediante la librería OpenCV [9]. Al hacer este proceso nos damos cuenta de que aparecen muchas áreas, por lo que hemos decidido aplicar un threshold que nos permita ignorar áreas de un tamaño muy pequeño, estas no deberían de tenerse en consideración a la hora de realizar los cálculos, ya que añaden coste computacional innecesario y pueden hacer que se desvíe el centro que estamos calculando.

Aprovechamos para encontrar el centroide de cada área que haya pasado del threshold establecido, y con estas calculamos el centro entre todos estos centroides (este centro nos indicará dónde está espacialmente situado

este color/objeto en la imagen que estamos analizando). A continuación podemos ver un ejemplo de este proceso para el color negro en nuestra imagen de ejemplo (Fig. 8).



Fig. 8: Ejemplo: Áreas y centros encontrados para el objeto 'Negro'

Este proceso se repite para cada objeto que hemos encontrado (teniendo en cuenta que hemos juntado objetos que se han clasificado con la misma etiqueta). Cómo podemos observar, una vez obtenemos las áreas de estos colores, podemos encontrar también su centro. A continuación se muestran los centros de los objetos que se han encontrado para nuestra imagen de ejemplo:



Fig. 9: Ejemplo: Colores presentes en la imagen y dónde se sitúan aproximadamente en el espacio

En la imagen que tenemos de ejemplo hemos obtenido los siguientes valores (tener en cuenta que solo mostramos las zonas básicas (Arriba, Abajo, Izquierda, Derecha y Centro respectivamente):

Distribución espacial colores	
Zona	Valor
Top	0.33
Bottom	0.67
Left	0.67
Right	0.33
Center	0.33

6.3. Distribución espacial de los colores

Para poder situar un color en el espacio hemos decidido delimitar la imagen (Fig. 10) con 2 líneas centrales (una vertical y otra horizontal). Al delimitar así la imagen aparecen 4 zonas dónde pueden aparecer los colores (Arriba derecha, Arriba izquierda, Abajo derecha, Abajo izquierda), y a su vez tenemos las zonas generales (Arriba, Abajo, Izquierda, Derecha). Para más precisión hemos decidido añadir una zona central del mismo tamaño que las primeras zonas delimitadas, es decir, 1/4 del tamaño de la imagen original.

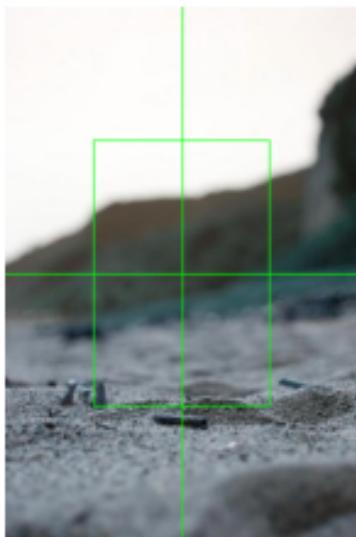


Fig. 10: Ejemplo: Zonas delimitadas espacialmente en la imagen

Cómo podemos observar los centros de cada color caen en una zona concreta, la cual nos permite identificar dónde se encuentra distribuido el color en nuestra imagen.

6.4. Calcular métricas

Con los centros obtenidos de cada objeto y la posición aproximada dónde se sitúa el objeto en la imagen, podemos calcular características en cuanto al color, cómo la dispersión del color o la distribución espacial de los colores en la escena. En concreto, con la información obtenida podemos calcular las siguientes métricas:

- Cantidad de colores usados: Métrica que indica el porcentaje en el que aparece este color en la imagen (valor de 0 a 1).
- Dispersión del color: Un valor que identifique cómo de disperso o concentrado encontramos un mismo color en la imagen. También calcularemos una dispersión general de los distintos colores en la imagen para ver

si están concentrados en una zona o dispersos por toda la imagen.

- Distancia entre colores: Calcular si los colores usados se encuentran muy cercanos entre ellos o están dispersos por toda la escena.
- Calidez de la imagen: Identificar de 0 a 1 cómo de cálida es la imagen, considerando 'Rojo', 'Naranja', 'Marrón' y 'Amarillo' colores cálidos, y el resto de colores como colores fríos.
- Brillo de la imagen: Pasamos la imagen a escala de grises y buscamos el valor medio de todos los píxeles.
- Contraste de la imagen: Pasamos la imagen a escala de grises y restamos el brillo a cada píxel y los sumamos. Despues elevamos al cuadrado esta suma, la dividimos entre el número total de píxeles y le hacemos la raíz cuadrada.

En la imagen que tenemos de ejemplo hemos obtenido los siguientes valores:

Métricas calculadas	
Propiedad	Valor
Dispersion	0.41
Calid	0.0
Cols	1.0
Brightness	0.60
Contrast	0.59
Media: 3.17	
Mediana: 3.0	
Mu: 3.35	

6.5. Calcular puntuación media

Todas estas métricas se quieren estudiar e intentar encontrar una relación con la puntuación obtenida, la cual explique el motivo de la valoración que se le otorga a las imágenes. Antes de buscar la correlación entre estas, debemos de calcular la puntuación media obtenida en una imagen. Cuando los usuarios otorgan una puntuación estética a la imagen, lo pueden hacer con un valor entero del 1 al 5, por lo que tienen 5 valores posibles, pero esto hace que el observador tenga poco margen para valorar dicha imagen. En muchos casos habrá usuarios que quieran asignar una puntuación media entre dos valores, inferior o superior a los valores ofrecidos, pero esto no es posible, por lo que se han ajustado los valores para que estos vayan del 0.5 al 5.5. En la imagen que estamos mostrando como ejemplo, tenemos las siguientes puntuaciones:

Puntuación	Núm. votos
1	12
2	23
3	20
4	26
5	19
Media: 3.17	
Mediana: 3.0	
Mu: 3.35	

En este caso, si calculamos la media y la mediana, no varían significativamente respecto a 'Mu'. Al ajustar estos votos podemos observar el histograma obtenido (Fig. 11), dónde vemos el valor de 'Mu' (punto más alto de la línea verde).

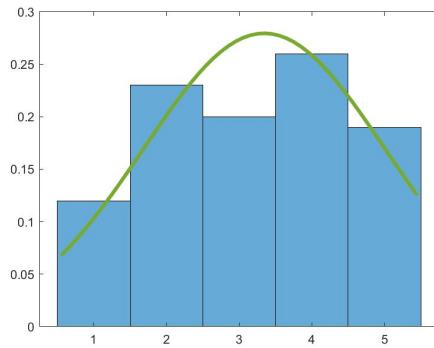


Fig. 11: Ejemplo: Histograma de resultados ajustados para la imagen 5047.jpg

Con esta imagen no vemos un cambio significativo, pero para otras imágenes sí que obtenemos valores que varían, por ejemplo en la imagen 865_uglifyer.jpg obtenemos diferencia de puntuación de prácticamente 1 punto. Podemos observar también el histograma obtenido (Fig. 12).

Puntuación	Núm. votos
1	40
2	24
3	16
4	13
5	7
Media: 2.23	
Mediana: 2.0	
Mu: 1.06	

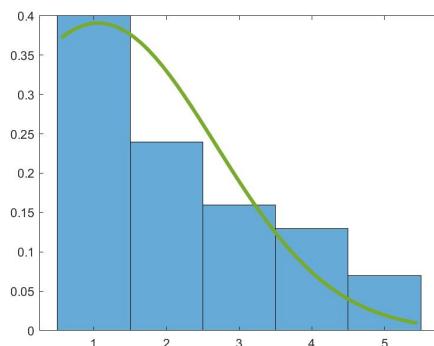


Fig. 12: Ejemplo: Histograma de resultados ajustados para la imagen 865_uglifyer.jpg

Cómo hemos podido observar, la media o la mediana en ocasiones no representan fielmente la valoración que han otorgado los usuarios a las imágenes. Teniendo esta información en cuenta, utilizaremos el valor de 'Mu' para buscar relaciones entre las métricas calculadas y la valoración obtenida en las imágenes.

7 RESULTADOS

En total hemos ejecutado el proceso comentado en el apartado anterior para un total de, 10426 imágenes. Con las métricas calculadas tratamos de buscar correlaciones con la valoración de las imágenes, la cual, como hemos comentado antes, se verá reflejada en la variable 'Mu'.

7.1. Correlación con los colores usados

En este caso buscaremos relación entre los 11 colores que hemos utilizado para nuestro problema de clasificación y la valoración de una imagen. Podemos observar cómo hay colores que sí que influyen en la valoración de la imagen (nos quedaremos solo con valores superiores a 0.1). En este caso, los colores que más relacionados están con la valoración de la imagen son: 'Rojo', 'Lila', 'Rosa' y 'Negro'.

A continuación podemos ver los valores del coeficiente de correlación de estas relaciones.



Fig. 13: Relación entre colores y puntuaciones

7.2. Correlación con la cantidad de colores presentes

También hemos encontrado correlaciones entre la puntuación obtenida y la cantidad de objetos presentes en la imagen (ya sean colores distintos o diferentes tonalidades de un mismo color). En este caso las relaciones más significativas es la cantidad de objetos de colores por individual; sin embargo, la cantidad total de colores usados en una imagen no tiene una relación tan fuerte. En este caso los colores más relacionados son: 'Rojo', 'Lila', 'Rosa', 'Verde', y 'Negro'.

A continuación podemos ver los valores del coeficiente de correlación de estas relaciones.

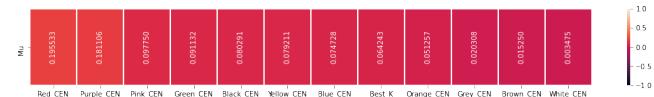


Fig. 14: Relación entre número de objetos y puntuaciones

7.3. Correlación con las propiedades básicas

En este caso hemos obtenido una de las relaciones más significativas en nuestro estudio. Hemos cogido las propiedades básicas calculadas para cada imagen y hemos obtenido 1 relación bastante alta en el caso del contraste, una relación media en el caso de la dispersión y una última relación menos significativa pero a tener en cuenta con relación al brillo de la imagen.

A continuación podemos ver los valores del coeficiente de correlación de estas relaciones.



Fig. 15: Relación entre propiedades generales y la puntuación obtenida en las imágenes

7.4. Correlación con la dispersión de cada color

En el caso de la dispersión de cada color en la escena, no hemos obtenido ninguna relación significativa que justifique la puntuación obtenida en la imagen. En este caso no destacaremos ninguna relación y, por lo tanto, obviaremos la dispersión del cada color por individual en nuestras conclusiones.

A continuación podemos ver los valores del coeficiente de correlación de estas relaciones.



Fig. 16: Relación dispersión de cada color y la puntuación obtenida

7.5. Correlación con la distribución espacial de los colores

Por último, según la distribución espacial de los colores, sí que tenemos correlaciones a tener en cuenta. Podemos observar cómo los colores situados en ciertas zonas (Centro y ambos lados de la imagen) tienen una relación más marcada con la puntuación obtenida que el resto de distribuciones.

A continuación podemos ver los valores del coeficiente de correlación de estas relaciones.



Fig. 17: Relación entre distribución espacial de cada color y puntuación obtenida

8 CONCLUSIONES

Según los resultados obtenidos hemos encontrado varios factores que pueden justificar parcialmente el resultado obtenido en una imagen.

En el caso de los colores usados y la cantidad de objetos de cada color, encontramos que los colores que mejor explican la puntuación obtenida son el rojo y el lila. A continuación mostramos un gráfico que presenta las líneas de tendencia de cada color (Fig. 18).

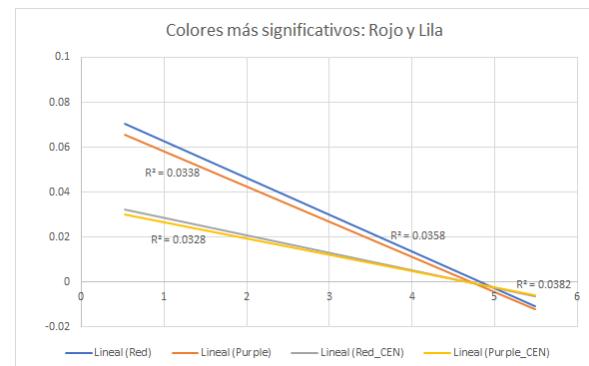


Fig. 18: Relación entre distribución espacial de cada color y puntuación obtenida

Podemos ver como estos dos colores explican entre un 3 % y un 4 % de los datos que tenemos. Este porcentaje es muy bajo, por lo que no podemos tomarlo como una justificación de peso.

En el caso de las propiedades básicas del color, cómo hemos visto anteriormente, hemos obtenido 3 características que tienen cierta relación con la puntuación obtenida y que, por lo tanto, podemos tomar como referencia a la hora de escoger la imagen más bonita entre dos o más imágenes. A continuación mostramos un gráfico que presenta las líneas de tendencia de cada color (Fig. 19).

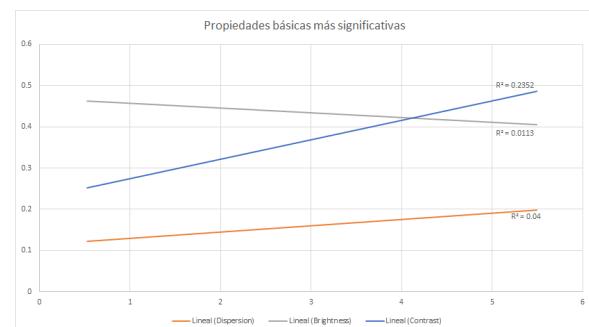


Fig. 19: Relación entre distribución espacial de cada color y puntuación obtenida

Podemos ver cómo el contraste explica más de un 20 % de nuestro conjunto de datos, por lo que podemos afirmar que a la hora de valorar una imagen cómo bonita o fea, el aspecto más relevante a tener en cuenta, si hablamos de color, es el contraste de estos.

Estas conclusiones son muy útiles para desarrollar otros estudios y proyectos. Una de sus utilidades podría ser desarrollar un algoritmo de predicción que utiliza las variables más relacionadas para predecir la puntuación que obtendrá una imagen antes de presentarla al concurso, entre otras.

9 AGRADECIMIENTOS

Me gustaría agradecer, en primer lugar, a mi familia y amigos, ya que han hecho que este duro trabajo y etapa sea más amena. También me gustaría agradecer a mi tutor de

este trabajo, Carlos Alejandro Parraga, por el seguimiento ejecutado durante todo el proyecto y los buenos consejos que me ha brindado. Por último, me gustaría agradecer a los profesores y profesoras que me han acompañado durante el transcurso del Grado que estoy cursando y por la enseñanza que nos han impartido, su implicación y su esfuerzo en hacernos mejorar desde el primer día.

REFERENCIAS

- [1] Shoji Alain Tréneau, Raimondo Schettini. *Computational Color Imaging*. Second International Workshop, CCIW, 2009.
- [2] Kenneth E. Burchett. Color harmony. *Color Research Application*, 2001.
- [3] Leo Couacaud. *The Religious, Ethnic, and Political Semiotics of Colors in Mauritius*, volume 4. Semiosis Research Center at Hankuk University of Foreign Studies, 2016.
- [4] Elena Fiódorovskaya Quang-Tuan Luong James Z Wang Jia Li y Jiebo Luo Dhiraj Joshi, Ritendra datata. *Aesthetics and Emotions in Images*. IEEE, 2011.
- [5] Charles Elkan Greg Hamerly. Learning the k in k-means. *NeurIPS Proceedings*, 2003.
- [6] Ajitesh Kumar. Elbow method vs silhouette score – which is better? 2021.
- [7] Satyam Kumar. Silhouette method — better than elbow method to find optimal clusters. *Towards Data Science*, 2020.
- [8] David MacKay. *Chapter 20. An Example Inference Task: Clustering*, page 284–292. Cambridge University, 2003.
- [9] Partho Protim Barman Rana Roy Pranajit Kumar Das Mohammed Khalid Hossen, Sayed Mashequl Bari. Application of python-opencv to detect contour of shapes and colour of a real image. *International Journal of Novel Research in Computer Science and Software Engineering*, pages 20–25, 2022.
- [10] Grimm; Reynold J. Bailey; Cindy M and Chris Davoli. The real effect of warm-cool colors. *ALL COMPUTER SCIENCE AND ENGINEERING RESEARCH*, 2006.
- [11] Marshall Sahlins. Colors and cultures. *Mouton Publishers*, 1976.
- [12] Sarah Shomstein. *Aesthetic response to color combinations: preference, harmony, and similarity*, volume 73, page 551–571. Psychonomic society, 2011.
- [13] Carlos Guarniz Vargas. Psicología del color en el aprendizaje. *TareaDocente*, 2021.

APÉNDICE

A.1. Tabla de planificación

Planificación del proyecto		
Fecha límite	Desarrollo	
Semana 1 (13/02)	Entender el problema a afrontar y enfocar cómo vamos a solucionarlo.	
Semana 4 (06/03)	Estudiar algoritmos a usar (objetivo 1).	
Semana 9 (10/04)	Desarrollar y hacer funcionar el algoritmo que nos permite segmentar el espacio de color de las imágenes. (objetivos 1).	
Semana 11 (24/04)	Extraer máscaras y centroídes del algoritmo de clasificación y aplicar un kmeans espacial que nos permita encontrar distribuciones espaciales (objetivo 1 y 2).	
Semana 14 (22/05)	Encontrar y aplicar métricas que nos permitan extraer unas conclusiones de los valores obtenidos que justifiquen la decisión tomada por los observadores a la hora de valorar cada imagen. (objetivo 3).	
Semana 17 (12/06)	Revisar el estudio de Domicele Jonauskaitė e intentar utilizar los resultados de este para utilizarlos en nuestra investigación (objetivo 4) + Finalizar informe.	
Semana 20 (27/06)	Correcciones pertinentes del informe final	

A.2. Dataset

Para realizar todo este desarrollo necesitaremos tener una gran cantidad de imágenes que nos permita tener varios ejemplos de imágenes agradables y desagradables. Estas imágenes las obtendremos de una base de datos usada en el siguiente trabajo: Expósito Ventura, M., Raducanu, B. & Parraga, C.A. (2016) Aesthetics without semantics: a new dataset of natural scenes devoid of semantic content. Vision Science of Art Conference (VSAC2016), Barcelona, Spain. La cual contiene más de 10.000 imágenes para realizar nuestro estudio.

A.3. Temperatura de los colores

En este artículo se estudiará también cómo influye la temperatura de los colores a la hora de valorar estéticamente una imagen. Hay varios artículos que tratan estos temas [10]. Podemos encontrar también varias teorías que afirman

la asociación de la temperatura del color a las emociones que estos causan sobre el usuario que los percibe [13]:

- Colores cálidos: Son colores relacionados con la proactividad y que estimulan la creatividad.
- Colores fríos: Se trata de colores como el azul o el morado que suelen causar serenidad y sensación de calma.