

# Taxonomía de la constancia del color computacional, una aproximación<sup>1</sup>



EDWIN OCTAVIO GÓMEZ GONZÁLEZ<sup>2</sup>  
HUMBERTO LOAIZA<sup>3</sup>  
EDUARDO CAICEDO<sup>4</sup>

## Resumen

El color nos atrae y nos resulta útil, embellece nuestros espacios y nos facilita el reconocimiento de objetos, y aunque su percepción es transparente para nosotros, implica múltiples fenómenos que aún no han sido completamente explicados. Uno de estos fenómenos es la constancia del color, a pesar del cambio en los iluminantes; emularla ayuda a su comprensión y permite la aplicación al tratamiento digital de imágenes. Este artículo de revisión introduce los conceptos básicos de la constancia del color humana y computacional, y un modelo físico de la captura del color; delimita temporal, conceptual y disciplinarmente el estudio de la constancia del color general y plantea una taxonomía original para los

1 Este trabajo forma parte de la tesis doctoral de Edwin Octavio Gómez González en constancia del color computacional, becario de Colciencias en el programa de apoyo a los doctorados nacionales.

Los autores pertenecen al grupo de investigación Percepción y Sistemas Inteligentes de la Escuela de Ingeniería Eléctrica y Electrónica de la Facultad de Ingeniería de la Universidad del Valle.

2. Ingeniero Electrónico de la Universidad Nacional de Colombia. Estudiante de doctorado en Ingeniería, becario de Colciencias, edwinmez@univalle.edu.co

3. Doctor en Robótica de la Université d'Evry, Francia. Profesor de la Universidad del Valle, hloaiza@univalle.edu.co

4. Doctor en Informática Industrial de la Universidad Politécnica de Madrid. Profesor de la Universidad del Valle, ecaicedo@univalle.edu.co

Fecha de recepción:06/30/05, Fecha de aprobación:08/25/05

algoritmos existentes de constancia del color computacional, explicándolos brevemente.

**Palabras clave:** Constancia del color, computacional, algoritmos, taxonomía.

### Abstract

We certainly take advantage of color, besides, color usually makes things attractive to us; it fills of beauty our environment and allows us to recognize objects with ease. Even though color perception is automatic and mostly unconscious, a very natural thing to us, at the moment there is not a theory of color that explains all phenomena related to color. In particular, a collection of phenomena known as color constancy remains unexplained. Color constancy refers to our ability to perceive the color of an object as invariant in spite of changes in the intensity and/or spectral contents of the illuminant.

In this paper we review the known facts regarding human and computational color constancy. We present a physical model for the capture of color. We give limits regarding the scope and range of validity of time, conceptual and disciplinary aspects of color constancy. Finally, we propose a taxonomy for the classification of existing algorithms for color constancy.

**Key words:** Color Constancy, computational, algorithms, taxonomy.

## 1. Introducción

La forma más primitiva que tiene el ser humano de apropiarse de cuanto le rodea es la percepción: está conectado a su entorno a través de sus sentidos y su cerebro interpreta los estímulos que ellos captan.

Dentro de los sentidos, la visión juega un importante papel en su vida diaria, y para ella el color es un poderoso descriptor: resulta útil para reconocer y clasificar con mayor rapidez y a mayor distancia los objetos e inunda de belleza el mundo que lo rodea.

Los objetos resaltan de un contexto por su contraste en color, combinamos colores con fines artísticos y estéticos, los asociamos con características como el grado de madurez de un fruto o la estimación difusa de la temperatura; y esta predilección por el color se debe, entre otras razones, a que el sistema visual humano puede reconocer miles de matices e intensidades de color mientras que solo distingue unas decenas de niveles de gris (González y Woods, 1996).

Para estudiar el color se han utilizado distintos enfoques y entre ellos se encuentran la colorimetría, la teoría artística del color, la psicología del color y la psicofísica del color; definiéndolo desde esta última perspectiva, *el color es nuestra experiencia de la reflexión de la luz sobre los objetos*.

Sin embargo, extraer las propiedades de los objetos a partir de la visión es difícil, porque no existe una correspondencia simple entre las propiedades intrínsecas del objeto y la luz que llega al observador. Esto sucede debido a que factores extrínsecos, como la localización, la orientación y la iluminación, también afectan la imagen (Brainard y Freeman, 1997).

A pesar de esta dificultad el cerebro lleva a cabo esta tarea, como

puede apreciarse en el siguiente ejemplo: cuando se observa un objeto de un solo color, que está parcialmente cubierto por sombras (Ver Figura 1) se hace evidente que aunque hay un cambio en el iluminante: sol y sombra, todo el objeto presenta una misma apariencia de color.



Figura 1. Objeto de un solo color cubierto parcialmente por sombras. Fuente: Cohen 2005.

La experiencia humana permite reconocer la información correspondiente a las propiedades específicas del objeto, que le dan su color a pesar de los cambios en los iluminantes y en la geometría del objeto. Esta capacidad cognitiva es llamada *constancia del color*.

Definida por McCann (2004):

«...La apariencia del color de los objetos en una escena compleja es independiente de la cantidad de fotones que llega a los receptores de la retina, así el cambio en el contenido espectral del iluminante casi no afecta el color de los objetos, de

*allí el nombre de Constancia del Color*».

## 2. Delimitación temporal, conceptual y disciplinar

En el *Treatise on Physiological Optics* publicado por primera vez en alemán entre 1856 y 1866 (Thoemmes, 2000), Hermann von Helmholtz (1924) integra la física y la psicología al estudio de la visión humana a través de la psicofísica y se percata de que el color no está determinado directa y simplemente por la longitud de onda de la luz.

Aunque la primera hipótesis de constancia del color tuvo una perspectiva fisiológica y fue la adaptación cromática por ajustes de ganancia independientes (Von Kries, 1902), la propuesta de que la constancia del color es un mecanismo cerebral se intuye desde los trabajos de Helmholtz (op. cit.), se refuerza con los trabajos de Von Kries (op. cit.) y se establece formalmente con la teoría Retinex de Edwin Land (1964) que se sustenta en la interacción Retina-Corteza Cerebral («Retinex, Retinal-Cortex»).

Al estar sentadas las bases para una investigación cerebral neurobiológica...

«En 1973, Semir Zeki identificó en macacos anestesiados un área separada, llamada V4, la cual estaba llena de células que descargaban activamente cuando eran expuestas a colores diferentes...

...Más recientemente, con la ayuda de escáneres PET, Zeki encontró un área, similar a la V4 de los monos en cuanto a su ubicación, que se activa específicamente en los humanos que miran la exposición de colores del Mondrian ...»<sup>5</sup> (HHMI, 2004)

5. Los Mondrian son las imágenes del montaje experimental de Land.

Desde estas perspectivas la constancia del color es un fenómeno estudiado por dos ciencias naturales: la física y la biología; una ciencia social: la psicología, y una disciplina: la psicofísica.

A partir de los conocimientos básicos de la constancia del color se han propuesto algoritmos que emulan la constancia del color usando matemática, estadística e informática, dando origen a la constancia del color computacional.

De esta forma el estudio de la constancia del color posee intereses y metas compartidos para dos comunidades académicas: los científicos que trabajan en comprender el fenómeno y los que trabajan en visión computacional, pero a menudo una de esas comunidades no conoce el progreso hecho por la otra. Por esta razón el simposio en constancia del color en el X Congreso Internacional de la AIC («Association Internationale de la Couleur») se enfocó en este intercambio (Finlayson, 2005).

De igual manera, emular la constancia del color aporta en dos direcciones globales: Contribuir a la comprensión de los mecanismos que propician este fenómeno del sistema visual y aplicar los modelos propuestos al tratamiento digital de imágenes en color, con variación de iluminantes (Brainard, Kraft y Longère, 2004).

Algunas tareas del Tratamiento Digital de Imágenes tienen serios problemas con los cambios cromáticos de iluminación y la constancia del color computacional ha mostrado la potencialidad de su aporte en reconocimiento y seguimiento de objetos (Gevers, 2004), indexado y búsqueda en bases de datos multimedia (Barnard y Gabbur, 2003) y mejoramiento de imágenes (Chao, 2002).

Sin embargo, los modelos computacionales de constancia del color no son totalmente robustos para tareas como la indexación de color

(Barnard, Lindsay y Funt, 1998) y la explicación para la constancia del color humana no está completa, haciendo de este un campo de investigación abierto.

### 3. Modelo físico de la captura del color

Este apartado se basa en el contenido de la página Web del SFU Vision Lab (1999a), el trabajo de Brainard y Freeman (1997) y el de Sharma y Trussell (1997).

Para modelar la captura del color se partió del fenómeno de la Figura 2: una fuente de luz (1) incide sobre un objeto (2) y este la refleja dando preponderancia a ciertos componentes espectrales que llegan al dispositivo de captura (3).

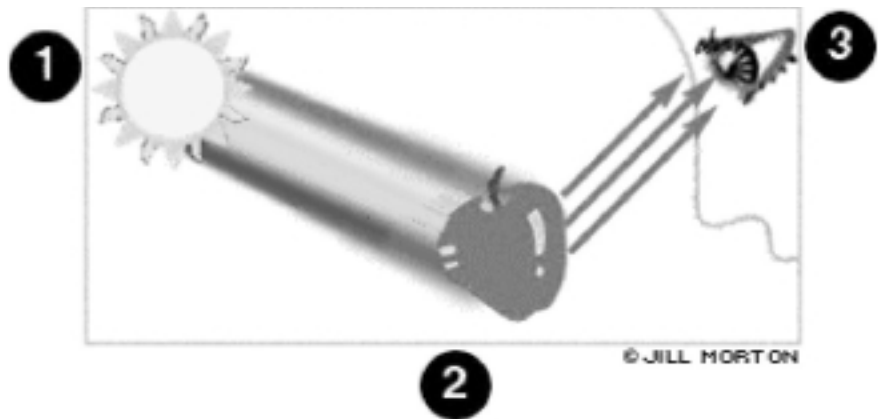


Figura 2. El fenómeno del color. Fuente: Morton 2002.

La fuente de luz está caracterizada por una densidad espectral de potencia que puede representarse como una función de la longitud de onda  $e(\lambda)$  (marcada en la Figura 3 como Espectro del Iluminante).

El objeto está caracterizado por la función de reflectancia de la superficie  $j, s_j(\lambda)$  (Figura 3).

El espectro observado  $c_j$  (Figura 3) es el producto punto a punto de la densidad espectral de potencia por la función de reflectancia del objeto (Ecuación 1).

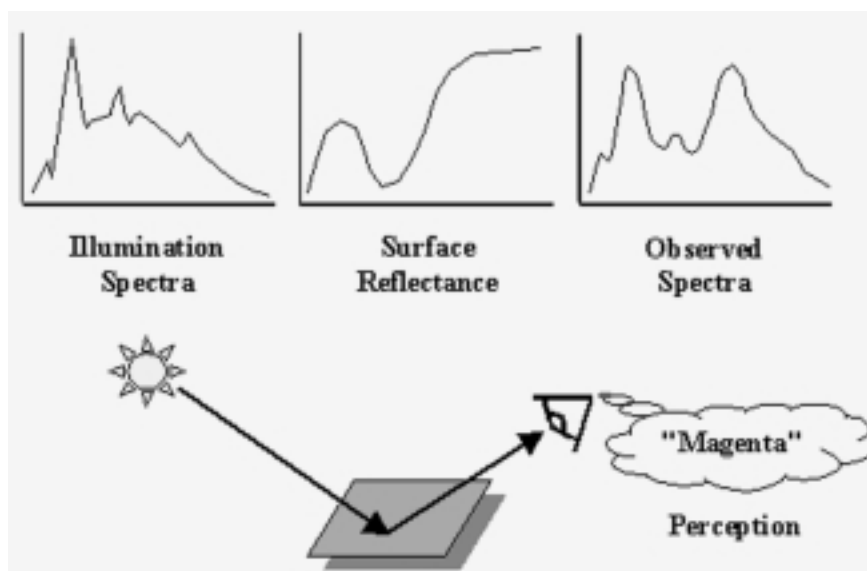


Figura 3. Espectro observado. Fuente SFU 1999a.

$$c_j(\lambda) = e(\lambda) s_j(\lambda)$$

**Ecuación 1**

La caracterización sensorial del dispositivo de captura está modelada por las funciones de respuesta de cada tipo de sensor. En la Figura 4 se observa como ejemplo el caso del ser humano con las funciones de respuesta de los conos tipo  $l(\lambda)$ ,  $m(\lambda)$  y  $s(\lambda)$ , marcadas con rombos, cuadrados y triángulos, respectivamente.

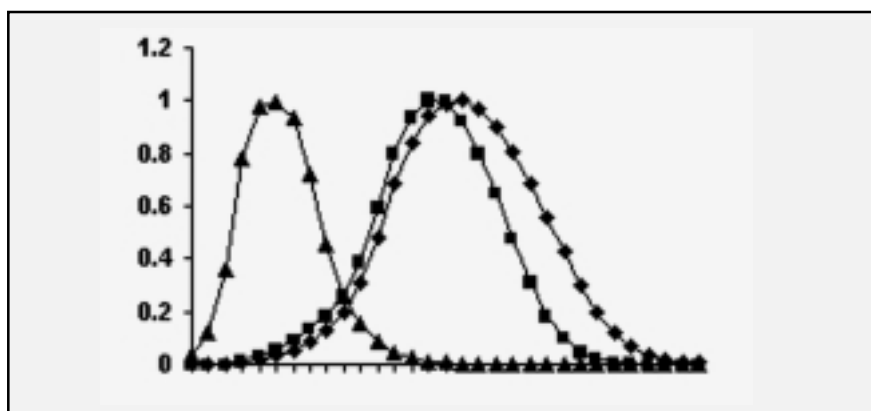


Figura 4. Funciones de respuesta de los conos humanos. Fuente: SFU 1999a.

Así los valores capturados por el dispositivo quedan definidos por:

$$r_j^i = \int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} R_j^i(\lambda) c_j(\lambda) d\lambda = \int_{\lambda_{\min}}^{\lambda_{\max}} R_j^i(\lambda) e(\lambda) s_j(\lambda) d\lambda$$

**Ecuación 2**

Donde  $i=1,2,3...N_r$ , y  $N_r$  el número de sensores que posee el dispositivo de captura.

Tomando  $N$  muestras de cada una de estas funciones, y acomodándolas convenientemente en matrices, se obtiene la Ecuación 3 que describe el espectro observado.

$$\begin{bmatrix} c_j(\lambda_1) \\ c_j(\lambda_2) \\ c_j(\lambda_3) \\ \vdots \\ c_j(\lambda_N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e(\lambda_1) \\ e(\lambda_2) \\ e(\lambda_3) \\ \vdots \\ e(\lambda_N) \end{bmatrix} \cdot * \begin{bmatrix} s_j(\lambda_1) \\ s_j(\lambda_2) \\ s_j(\lambda_3) \\ \vdots \\ s_j(\lambda_N) \end{bmatrix}$$

**Ecuación 3**

En el caso de los humanos una superficie caracterizada por una función de reflectancia  $s_j$  e iluminada por una función de densidad espectral  $e$  corresponde a una tripleta de valores  $r_j$ , dependientes de los tipos de sensores  $l$ ,  $m$  y  $s$  (ver Ecuación 4).

$$\begin{bmatrix} r_j(l) \\ r_j(m) \\ r_j(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l(\lambda_1) & l(\lambda_2) & l(\lambda_3) & \dots & l(\lambda_N) \\ m(\lambda_1) & m(\lambda_2) & m(\lambda_3) & \dots & m(\lambda_N) \\ s(\lambda_1) & s(\lambda_2) & s(\lambda_3) & \dots & s(\lambda_N) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} e(\lambda_1) \\ e(\lambda_2) \\ e(\lambda_3) \\ \vdots \\ e(\lambda_N) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_j(\lambda_1) \\ s_j(\lambda_2) \\ s_j(\lambda_3) \\ \vdots \\ s_j(\lambda_N) \end{bmatrix}$$

**Ecuación 4**

Integrando todas las ecuaciones y gráficos en la Figura 5:

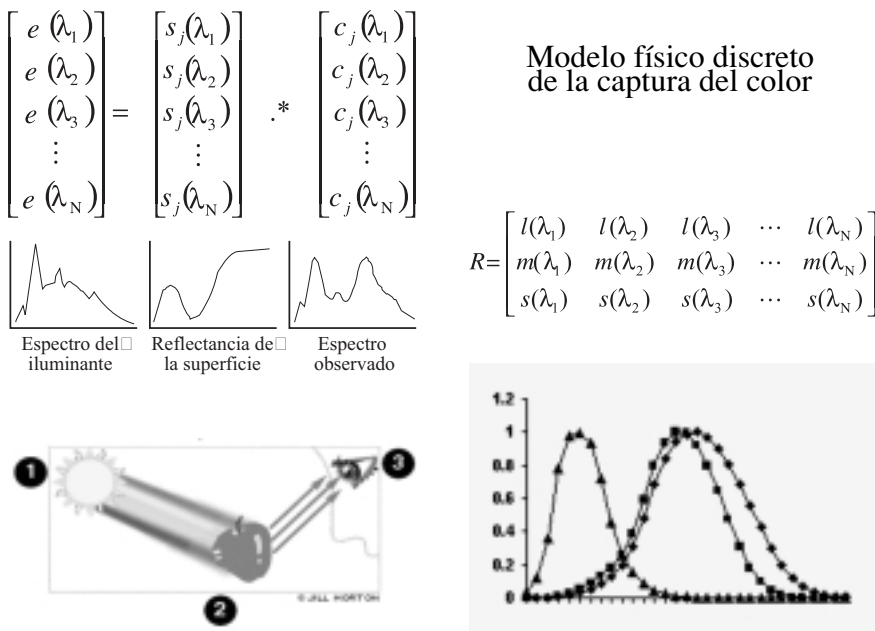


Figura 5. Modelo físico discreto de la captura del color.

La Ecuación 5 puede escribirse como:

$$r = R^T c$$

**Ecuación 5**

Donde el superíndice T indica traspuesta, *r* es el vector columna de tres filas correspondientes a las respuestas de los tres tipos de conos, *R* es una matriz de Nx3, en la cual cada fila corresponde a una muestra de la función de sensibilidad *s<sub>i</sub>(λ)* y por tanto el subespacio visual humano corresponde al espacio de las columnas de dicha matriz y *c* un vector columna de N filas correspondientes a las muestras de *c<sub>j</sub>(λ)*.

Así el color puede ser especificado por el vector *c* conocido como

triestímulo o por el resultado correspondiente a una transformación lineal no singular de este vector.

**4. Las imágenes digitales en color**

Hasta ahora se ha tratado el tema del color desde la perspectiva colorimétrica y se ha definido para una superficie, pero ¿qué sucede cuando se trata de una imagen digital como la que se obtiene con una cámara CCD o un escáner?

Un equipo para digitalizar imágenes está constituido por una matriz de dispositivos electrónicos que generan una corriente proporcional a la luz incidente que es convertida

a voltaje por un arreglo de resistencias y posteriormente digitalizada.

Usando una aproximación burda, cada elemento digitalizador se comporta como lo describe el modelo físico de captura del color descrito en la sección anterior, y por tanto una imagen digital en color queda definida como una función de  $R^2$  en  $R^3$ , que para cada coordenada espacial  $(x,y)$  asigna una tripleta de puntos  $r_j$  (R,G,B) usando tres sensores cuyas funciones  $R(\lambda)$ ,  $G(\lambda)$  y  $B(\lambda)$  dependen del dispositivo.

Así la imagen digital en color se asemeja a un mosaico cuyos elementos constitutivos, llamados píxeles por la abreviatura de su nombre en inglés («Picture element»), se comportan cada uno como las superficies de la colorimetría clásica y la Ecuación 6 puede reescribirse para cada píxel capturado de la siguiente manera:

$$\begin{bmatrix} r_j(R) \\ r_j(G) \\ r_j(B) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R(\lambda_1) & R(\lambda_2) & R(\lambda_3) & \dots & R(\lambda_N) \\ G(\lambda_1) & G(\lambda_2) & G(\lambda_3) & \dots & G(\lambda_N) \\ B(\lambda_1) & B(\lambda_2) & B(\lambda_3) & \dots & B(\lambda_N) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} e(\lambda_1) \\ e(\lambda_2) \\ e(\lambda_3) \\ \vdots \\ e(\lambda_N) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} s_j(\lambda_1) \\ s_j(\lambda_2) \\ s_j(\lambda_3) \\ \vdots \\ s_j(\lambda_N) \end{bmatrix}$$

**Ecuación 6**

Una revisión del tema de Tratamiento digital de imágenes en color puede hallarse en el trabajo de Gómez, Loaiza y Caicedo (2004).

### 5. Adaptación cromática

Esta sección está basada en la sección homónima del capítulo dos escrito por Johnson y Fairchild (2003), recopilado en el «Digital Color Imaging Handbook».

La adaptación cromática es el mecanismo de constancia del color que le permite al sistema visual humano ajustarse a los cambios en el color del iluminante, como resultado tanto de una adaptación senso-

rial como de un comportamiento cognitivo.

Para modelar la adaptación cromática como una adaptación sensorial se aplicaron las hipótesis de Von Kries, según las cuales:

«...las componentes individuales presentes en el órgano de la visión son completamente independientes una de otra y cada una es fatigada o adaptada exclusivamente de acuerdo con su propia función» (Von Kries, 1902 y MacAdam, 1970).

En una interpretación moderna de la adaptación cromática conocida como *modelo de coeficientes*, las señales adaptadas ( $l_a$ ,  $m_a$  y  $s_a$  para los humanos) se obtienen multiplicando las señales sin adaptación ( $l$ ,  $m$  y  $s$ ) por unos coeficientes de adaptación (Ecuación 7).

$$\begin{aligned} L_a &= a_L \cdot L \\ M_a &= a_M \cdot M \\ S_a &= a_S \cdot S \end{aligned}$$

**Ecuación 7**

Para una implementación típica del modelo de Von Kries, los coeficientes de la adaptación cromática se calculan como el inverso de las señales correspondientes al blanco, recibiendo el nombre de *normalización de punto blanco* (Ecuación 8).

$$\begin{aligned} L_a &= \frac{L}{L_{white}} \\ M_a &= \frac{M}{M_{white}} \\ S_a &= \frac{S}{S_{white}} \end{aligned}$$

**Ecuación 8**

Este punto blanco es asociado por varios autores al iluminante de la escena, ya que si se tratara de un blanco ideal la reflectancia del

iluminante sería perfecta en este punto.

Si se desea predecir la apariencia de un color ante otras condiciones se aplica la *transformada de von Kries*, multiplicando la señal normalizada por el valor del blanco en las condiciones deseadas (Ecuación 9).

$$L_{\text{Deseado}} = \frac{L}{L_{\text{whiteActual}}} * L_{\text{whiteDeseado}}$$

$$M_{\text{Deseado}} = \frac{M}{M_{\text{whiteActual}}} * M_{\text{whiteDeseado}}$$

$$S_{\text{Deseado}} = \frac{S}{S_{\text{whiteActual}}} * S_{\text{whiteDeseado}}$$

### Ecuación 9

Aparte de este modelo lineal básico de adaptación cromática existen otros no lineales como el de Nayatani, el de Fairchild, los «afilados» espectralmente y cada modelo de apariencia del color cuenta con una etapa de adaptación cromática.

## 6. Taxonomía de la constancia del color computacional

Para emular la constancia del color, la comunidad científica ha propuesto múltiples técnicas computacionales que se han clasificado en este documento en cuatro grupos, los dos primeros siguiendo la terminología de McCann (2004) para las teorías de los mecanismos de constancia del color humana: *Algoritmos basados en adaptación cromática* y *Algoritmos basados en comparaciones espaciales*, luego se ejemplifican algunos *Algoritmos probabilísticos* y *los que hacen uso de las redes neuronales artificiales*.

### 6.1 Algoritmos basados en la adaptación cromática

Generalizando la Ecuación 7, para  $k$  canales, tres para el ser humano y nuestros sistemas convencionales de adquisición de color, se obtiene la llamada *transformación*

*diagonal*, donde los coeficientes  $\phi^k$ , dan cuenta de la adaptación a las nuevas condiciones (Ecuación 10).

$$C^k_{\text{Deseado}} = \phi^k C^k_{\text{Actual}}$$

### Ecuación 10

Este tipo de algoritmos, de base psicofísica, tratan de emular la constancia del color usando modelos de adaptación cromática prefiriendo, por simplicidad, la transformación diagonal, aplicándola no solo a los valores L, M, S sino también a otros espacios de color como el RGB, de allí que Barnard *et al.* (2002) se refieran a estos métodos como: *Constancia del color diagonal*.

Se debe tener presente que la validez de la transformación diagonal como modelo para ilustrar la adaptación cromática está condicionada a las características de las funciones de respuesta de los sensores (Barnard, 1999).

Para estos algoritmos el problema de la constancia del color consiste en hallar los coeficientes  $\phi^k$  que permiten representar la imagen sin importar el iluminante de la escena.

#### 6.1.1 Escalar por el máximo

Si en la transformada de Von Kries se asume que los valores máximos de cada canal coinciden con el blanco, el algoritmo suele llamarse de porción blanca, «White patch», ya que se está suponiendo que se hallará en la imagen una porción blanca (SFU Vision Lab, 1999b).

Generalizando a otros espacios de color, este algoritmo estima el blanco, equivalente al iluminante de la escena en cuestión, como la máxima respuesta de cada canal, y Barnard, Cardei y Funt (2002) lo refieren como un caso límite de la teoría Retinex de Edwin Land (1977).

En este caso la Ecuación 11 se escribe:



$$L_{\text{Deseado}} = \frac{L}{L_{\text{MáxActual}}} * L_{\text{MáxDeseado}}$$

$$M_{\text{Deseado}} = \frac{M}{M_{\text{MáxActual}}} * M_{\text{MáxDeseado}}$$

$$S_{\text{Deseado}} = \frac{S}{S_{\text{MáxActual}}} * S_{\text{MáxDeseado}}$$

### Ecuación 11

Esta transformación suele aplicarse directamente a los valores RGB reemplazando LMS por RGB.

### 6.1.2 Algoritmos de mundo gris

Otra asunción simple que puede hacerse es que el promedio de las imágenes es relativamente estable y corresponde a un valor de grisado (Bushbaum, 1980), y en ese caso, denotando el promedio RGB para la escena o para un conjunto de escenas (según la variación del algoritmo) como  $(R_A, G_A, B_A)$  y la respuesta del sensor de la cámara al gris (con una reflectancia uniforme del 50%) en las condiciones deseadas como  $(R_G, G_G, B_G)$ . Entonces la transformación diagonal de las actuales a las deseadas es:  $(R_G/R_A, G_G/G_A, B_G/B_A)$  (Barnard, 1995) y la Ecuación 12, se escribe como:

$$R_{\text{Deseado}} = \frac{R}{R_A} * R_G$$

$$G_{\text{Deseado}} = \frac{G}{G_A} * G_G$$

$$B_{\text{Deseado}} = \frac{B}{B_A} * B_G$$

### Ecuación 12

Este mismo tipo de relación puede establecerse si se usa una base diferente de la respuesta de los sensores de la cámara, como lo hicieron Bushbaum (1980) y Gershon *et al.* (1988).

### 6.1.3 Algoritmos de mapeo de gamas

Este tipo de algoritmos fue introducido por Forsyth en 1990, mejorado y extendido por Finlayson en 1996 y en su tesis doctoral Barnard (1999) disminuyó el error producido por la invalidez leve del uso de la transformación diagonal y mejoró la elección de la solución del conjunto de intersección.

Los coeficientes de la transformada diagonal se hallan eligiendo un elemento dentro del conjunto convexo, correspondiente a la intersección de las posibles transformaciones (están limitadas por la gama de las condiciones deseadas) de cada punto de la imagen, para mapearlo desde las condiciones actuales hacia las deseadas (SFU Vision Lab, 1999b).

En este caso, la aplicación de los coeficientes  $\phi^k$  es directa a la Ecuación 10, y para elegir el elemento a cuyas coordenadas corresponden dichos coeficientes se han usado cálculos heurísticos, y Tous, Vanrell y Baldrich (2004) han propuesto una metodología para medir el error resultante de dichos cálculos y una ruta para hacerlos óptimos.

### 6.1.4 Color por correlación

En este algoritmo (Finlayson, Hubel y Hordley, 1997) el plano de cromaticidad de las superficies de reflectancia de entrenamiento ante un iluminante dado se divide en celdas cuadradas y se ordena como un vector fila que representa al iluminante.

Con todos los vectores filas que representan a los iluminantes organizados en una matriz llamada de correlación, se aplica la multiplicación por el vector que representa a la imagen de prueba y se obtienen puntuaciones para cada iluminante.

Eligiendo el que mejor corresponda como el iluminante de la es-

cena y aplicándolo a la Ecuación 8, se obtiene la normalización.

En la primera versión del algoritmo se usan vectores fila binarios cuyos elementos corresponden a la ausencia (cero) o presencia (uno) de puntos de reflectancia en una celda de cromaticidad dada.

Una segunda versión consiste en representar en la matriz de correlación la probabilidad de que las cromaticidades observadas se deban a cada iluminante, correspondiendo a la versión discreta del algoritmo de Brainard y Freeman (1997).

Usando la regla de Bayes, descartando el factor de normalización, considerando iguales probabilidades a priori y modelando la ocurrencia de las cromaticidades como fenómenos independientes, el cálculo de las probabilidades a posteriori es equivalente a la multiplicación de la matriz de correlación por el vector que representa a la imagen de prueba.

Para la elección del iluminante se usan distintos métodos, como los planteados en la constancia del color bayesiana (Brainard y Freeman, 1997), máxima verosimilitud, verosimilitud promedio y promedio de área local.

Una mejora introducida al método (Barnard, Martin y Funt, 2000) permitió su implementación en un espacio de color tridimensional, haciendo uso de la brillantez de los píxeles para obtener un desempeño superior al de todos los demás algoritmos en imágenes sintéticas y superando a su contraparte bidimensional en el caso de imágenes capturadas.

## 6.2 Algoritmos basados en comparaciones espaciales

Sin duda alguna uno de los aportes más importantes a la constancia del color ha sido la teoría Retinex, propuesta por Edwin Land

(1964), que a diferencia de los modelos basados en adaptación cromática, es insensible a los cambios en la iluminación porque usa ratios de radiancia de diferentes píxeles en la imagen, estableciendo comparaciones espaciales.

El trabajo en esta teoría ha sido extenso, el propio Edwin Land inició experimentos desde los años 50 (Land, 1959) y se han encontrado trabajos suyos hasta 1986 (Land, 1986) que han motivado muchas interpretaciones, variaciones y aproximaciones como la de McCann, uno de sus colaboradores, quien ha participado en la implementación de algoritmos basados en su teoría (Funt, Ciurea y McCann, 2004).

La teoría Retinex va más allá de la estimación del iluminante (Barnard, Cardei y Funt, 2002) que se da de manera directa o indirecta en los algoritmos de adaptación cromática. En ella el problema consiste en reproducir las diferencias cromáticas entre las distintas superficies de la imagen, que permanecen constantes a pesar del cambio de iluminante (Land y McCann, 1971), y aunque en un caso límite pueden llegar a modelarse de manera similar al escalado por el máximo (Barnard *et al.*, 2002), en general se debe describir toda la imagen mediante una representación diferente del iluminante.

Se debe distinguir entre la reflectancia física, la sensación de la luminosidad y reflectancia percibida. Cada modelo intenta calcular una de las tres, en el caso del Retinex es la segunda (Funt, Ciurea y McCann, 2004) y para el reconocimiento de objetos independiente del iluminante se necesitan la primera o la tercera de manera que Retinex no presenta una asociación directa con el problema.

## 6.3 Algoritmos probabilísticos

Brainard y Freeman (1997) plantean el problema de la constan-

cia del color como la determinación de la función de reflectancia de la superficie  $s_j$  y la distribución espectral de potencia del iluminante  $e$ , a partir de la respuesta ensamblada del sensor  $r_j$  (Ver Ecuación 4).

Para dar solución a este problema inverso, indeterminado y no lineal usan la teoría de decisión de Bayes, proponiendo el Máximo de Masa Local como método para obtener un solo estimado de la probabilidad a posteriori por ser más apropiado para los problemas de percepción que el Mínimo Error cuadrático Medio y el Máximo a Posteriori (Brainard y Freeman, 1997).

Algunos de los problemas que presenta la propuesta de Brainard y Freeman (1997) son superados por Finlayson (1996), quien hace una implementación discreta del concepto Bayesiano calculando la probabilidad de ver una cromaticidad particular, dado cada iluminante posible esperado y con él se estima y se elige el mejor de los potenciales iluminantes de la escena actual. Posteriormente Finlayson, Hordley y Hubel (2001) le dan un marco unificador a su teoría de Color por correlación.

En el trabajo de Tsin *et al.* (2001) se evitaban asunciones globales, como las que se dan con mundo gris o porción blanca, sobre el mundo real, mediante el aprendizaje de las distribuciones de reflectancia solamente de las clases comprometidas en el entrenamiento.

Rosenberg, Hebert y Thrun (2001) usaron la KL-divergencia para seleccionar valores con máxima verosimilitud de los parámetros que describían los iluminantes de las escenas.

Funt y Xiong (2004) usaron máquinas de soporte vectorial para calcular el iluminante de la escena a partir de las estadísticas de la mis-

ma, con resultados superiores a los métodos usando redes neuronales y color por correlación.

#### 6.4 Algoritmos que hacen uso de Redes Neuronales Artificiales (RNA)

Siguiendo su línea de la adaptación cromática, Funt, Cardei y Barnard (1996) propusieron la estimación del iluminante mediante una RNA que recibía la gama de la imagen en su capa de entrada como un histograma binario del plano de cromaticidad rg y entregaba las coordenadas r y g del iluminante a través de dos neuronas con salidas acotadas entre 0 y 1.

Esta sería la base para la tesis de Cardei (2000), en la cual se usó un perceptrón multicapa (MLP) con dos capas ocultas, con todas sus neuronas con funciones de activación en forma de ese (S), poniendo en la entrada las celdas del histograma binario del plano de cromaticidad rg y en la salida las coordenadas r y g del iluminante.

Se optimizaron el entrenamiento de la red, variando las tasas del algoritmo de retro-propagación con gradiente descendente y podando las neuronas inactivas en la primera iteración del número de neuronas en cada capa, sin probar otras arquitecturas.

Las pruebas con imágenes sintéticas y con imágenes capturadas mediante cámara favorecieron a la RNA sobre otros algoritmos clásicos y llevaron a un ajuste del modelo físico, aprovechando la reflexión especular.

Cuando se aplicó a imágenes naturales enfrentó el problema de definir el iluminante en bases de datos donde no se había medido con exactitud y se superó con la propuesta del «bootstrapping» (Funt y Cardei, 1999). Finalmente se probó el algoritmo ante imágenes sin ca-

libración y de nuevo probó sus ventajas.

A pesar de que existen otros enfoques neuronales anteriores al de Funt, Cardei y Barnard (1996), Cardei (2000) los clasifica en dos tipos: implementaciones de algoritmos anteriores o emulaciones de modelos simplificados del sistema visual de los primates, y para ambos considera que la exactitud de la estimación del iluminante está limitada a las capacidades del modelo que inspiró la adaptación a RNA (Ver sección 5.9 de la Tesis de Cardei, 2000).

## 7. Trabajos en Colombia

En Colombia, el primer grupo de investigación interesado en temas afines a la constancia del color computacional fue el Laboratorio de Señales de la Universidad de los Andes, donde Alejandra María Nieto (2000) llevó a cabo un trabajo de grado sobre estandarización del color, generando una línea de investigación.

El método inicial no caracterizó distintas fuentes de iluminación y no se logró que las descripciones de las imágenes fueran iguales para distintos tipos de iluminación (Ibíd.).

Nieto *et al.* (2002) redujeron el tiempo de cómputo de los algoritmos pero mantuvieron la hipótesis negativa de que los colores de los píxeles más puros permanecieran a pesar del cambio de iluminante y la alta sensibilidad al ruido.

Garzón y Restrepo (2003) llevaron a cabo la estandarización de imágenes de rostros, precisaron la necesidad de adaptar los tetraedros al tipo de imagen y comentan la ne-

cesidad de una caracterización de las fuentes de iluminación.

En la misma línea, con personal de la Universidad Nacional de Colombia, Sarmiento, Romero y Restrepo (2004) aprovecharon la estandarización desarrollada para analizar imágenes que permiten la detección de malaria, teniendo presente la validez parcial de la hipótesis de estandarización del Laboratorio de Señales de la Universidad de los Andes.

En todos estos experimentos el número de colores en la imagen de salida es función del número de tetraedros utilizados y de la cantidad de colores en la imagen de entrada.

Con el número de tetraedros que se han utilizado hasta el momento se generan imágenes que facilitan la tarea de reconocimiento de objetos pero generan imágenes con pocos colores.

Específicamente, en Constancia del Color la Universidad Nacional de Colombia cuenta con un trabajo de grado titulado Estandarización de Color para el Reconocimiento de Objetos Aplicado a Imágenes de Café (Patiño, 2002).

Patiño (Ibíd.) aplicó a estas imágenes específicas los algoritmos ya existentes de Mundo Gris, Color por Correlación y Mapeo de Gammas y comprobó la mayor eficiencia del último, pero también su amplio tiempo de cómputo.

## Agradecimientos

Los autores agradecen a Colciencias por patrocinar la realización de este artículo dentro del marco del proyecto «Apoyo a doctorados nacionales» y al doctor Alfredo Restrepo por sus correcciones en la traducción del resumen del artículo. ☛

## Referencias

- Barnard, K. 1995. «Computational color constancy: Taking theory into practice». M.Sc. dissertation, Simon Fraser University School of Computer Science. Disponible en línea en: <ftp://fas.sfu.ca/pub/cs/theses1995/KobusBarnardMSc.ps.gz>. Dirección verificada 3 de marzo de 2004. Burnaby, BC, Canadá.
- Barnard, K. 1999. «Practical color constancy». Ph.D. dissertation, Simon Fraser University School of Computer Science. Dirección verificada 19 de febrero de 2004. Disponible en línea en: <ftp://fas.sfu.ca/pub/cs/theses/1999/KobusBarnardPhD.ps.gz>. Burnaby, BC, Canada.
- Barnard, K.; Cardei, V.; Funt, B. 2002. A Comparison of Computational Color Constancy Algorithms; Part One: Methodology and Experiments with Synthesized Data. *IEEE Transactions on Image Processing*, 11(9). Pp. 972-984.
- Barnard, K.; Lindsay, V.; Funt, B. 1998. Is colour constancy good enough? In: *Proceedings of the 5th European Conference on Computer Vision*. Pp. 445-459.
- Barnard, K.; Martin, L.; Coath, A.; Funt, B. 2002. A Comparison of Computational Color Constancy Algorithms; Part Two: Experiments with Image Data. *IEEE Transactions on Image Processing*, 11(9). Pp. 985-996.
- Barnard, K.; Martin, L.; Funt, B. 2000. Colour by correlation in a three-dimensional colour space. *ECCV'2000 Proceedings Sixth European Conference on Computer Vision*, Dublin, 2000. pp 275-289.
- Barnard, K.; Gabbur, P. 2003. Color and Color Constancy in a Translation Model for Object Recognition. In: *Proceedings of the Eleventh Color Imaging Conference: Color Science and Engineering Systems, Technologies, Applications*. Scottsdale, Arizona. November 3, 2003, Volume 11, Pp. 364-369.
- Brainard, D. H.; Freeman, W. T. 1997. Bayesian Color Constancy. *Journal of Optical Society of America A*, 14(7). Pp. 1393-1411.
- Brainard, D. H.; Kraft, J. M.; Longère, P. 2004. Colour Constancy: Developing empirical tests of computational models. In: Mausfeld, R.; Heyer, D. *Color perception - Mind and the physical world*. Oxford University Press. Pp. 307-334.
- Buchsbaum, G. 1980. A spatial processor model for object colour perception. *Journal of the Franklin Institute*, 310. Pp. 1-26.
- Cardei, V. 2000. A Neural Network Approach to Color Constancy. Ph.D. dissertation, Simon Fraser University School of Computer Science. Disponible en línea en: [http://www.cs.sfu.ca/%7Ecolour/publications/VCardeiPhD/VCardei\\_PhD\\_Thesis.pdf](http://www.cs.sfu.ca/%7Ecolour/publications/VCardeiPhD/VCardei_PhD_Thesis.pdf) Burnaby, BC, Canadá. Dirección verificada 22 de mayo de 2005.
- Cohen, J. 2005. «Color Properties and Color Ascriptions: A Relationalist Manifesto», *The Philosophical Review*, en prensa. Dirección verificada 17 de junio de 2005. Disponible en línea en: <http://aardvark.ucsd.edu/~joncohen/color/relational.html>.
- Chao, C. 2002. Illumination Invariant Image Enhancement. M.Sc. dissertation, Simon Fraser University School of Computer Science. Disponible en línea en: <ftp://fas.sfu.ca/pub/cs/theses/2002/CeciliaChaoChenMSc.pdf> Dirección verificada 24 de diciembre de 2004. Burnaby, BC, Canada.
- Finlayson, G. D. 1996. Color in perspective. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(10). Pp. 1034-1038.
- Finlayson, G. D. 2005. Symposium in Computational Color Constancy in: 10th Congress of the International Color Association, AIC Color 05. Granada Spain 8-13 May, 2005. Disponible en línea en: [http://www.u-gr.es/~aic05/invited\\_papers.html](http://www.u-gr.es/~aic05/invited_papers.html) Dirección verificada 27 de diciembre de 2004.
- Finlayson, G. D.; Hubel, P. H.; Hordley, S. 1997. Color by correlation. In: *Proceedings of the Fifth Color Imaging Conference: Color Science and Engineering Systems, Technologies, Applications*. Scottsdale, AZ. November, 1997. Volume 5. Pp. 6-11.
- Finlayson, G. G.; Hordley, S. D.; Hubel, P. M. 2001. Color by Correlation: A simple Unifying Framework for Color Constancy. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(11). Pp. 1209-1221.
- Forsyth, D.A. 1990. A novel algorithm for color constancy. *International Journal of Computer Vision*, 5(1). Pp. 5-36.
- Funt, B.; Cardei, V. 1999. Bootstrapping Color Constancy. *Proceedings of SPIE*. Vol. 3644. Human vision and electronic Imaging IV, Ed. Rogowitz, B. E.; Pappas, T. N. Pp. 421-428.
- Funt, B.; Cardei, V.; Barnard, K. 1996. Learning Color Constancy. In *Proceedings of the Twelfth Color Imaging Conference: Color Science and Engineering Systems, Technologies, Applications*. Scottsdale, AZ. November, 1995. Volume 4. Pp. 58-60.
- Funt, B.; Ciurea, F.; McCann, J. 2004. Retinex in Matlab. *Journal of the Electronic Imaging*, 13(1). Pp 48-57.
- Funt, B.; Xiong, W. 2004. Estimating Illumination Chromaticity Via Support Vector Regression. In *Proceedings of the Twelfth Color Imaging Conference: Color Science and Engineering Systems, Technologies, Applications*. Scottsdale, AZ. November 9, 2004. Volume 12. Pp. 29-36.
- Garzón, Z. M.; Restrepo, A. 2003. Avances en estandarización de color en imágenes digitales bajo condiciones de iluminación cambiante. En: *Memorias del VIII Simposio de Tratamiento de Señales, Imágenes y Visión artificial*. Medellín 5, 6 y 7 de noviembre de 2003.
- Gershon, R.; Jepson, A.D.; Tsotsos, J. K. 1988. From [R, G, B] to Surface Reflectance: Computing Color Constant Descriptors in Images. *Perception*. Pp. 755-758.
- Gevers, T. 2004. Robust Segmentation and Tracking of Colored Objects in Video. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 14(6). Pp. 776-781.
- Gómez, E.; Loaiza, H.; Caicedo, E. 2004. Tratamiento Digital de Imágenes en Color. En: *Memorias del IX Simposio de Tratamiento de Señales, Imágenes y Visión artificial*. Manizales, 15, 16 y 17 de septiembre de 2004.
- González, R. C.; Woods, R. E. 1996. *Tratamiento digital de imágenes*. Wilmington, Delaware, Addison-Wesley Iberoamericana S.A. 716 p.
- Helmholtz, H. V. 1924. *Treatise on Physiological Optics*. Translated from the Third German Edition. Southall,

- J. P. C. (Ed.) The Optical Society of America. Electronic edition (2001): University of Pennsylvania. Dirección verificada 23 de diciembre de 2004. Disponible en línea en: <http://psych.upenn.edu/backuslab/helmholtz>.
- HHMI. 2004. Howard Hughes Medical institute. Descifrando el código de los colores: Juzgando el color. Dirección verificada 23 de diciembre de 2004. Disponible en línea en: <http://www.hhmi.org/senses-esp/b140.html>
- Johnson, G.M.; Fairchild, M.D. 2003. Visual psychophysics and color appearance. In: Sharma, G. (Editor). Digital color Imaging Handbook. Boca Ratón, Florida, Estados Unidos. CRC Press. Pp. 115-171.
- Land, E. H. 1959. Experiments in color vision. Scientific American. 200(5). Pp. 84-99.
- Land, E. H. 1964. The Retinex. American Scientist, 52(2). Pp. 247-264.
- Land, E. H. 1977. «The Retinex theory of color vision». Scientific American, 237(6). Pp. 108-129.
- Land, E. H. 1986. Recent advances in Retinex theory, Vision Research, 26(1). Pp. 7-21.
- Land, E. H.; McCann, J. J. 1971. Lightness and Retinex Theory. Journal of the Optical Society of America, 61(1). Pp. 1-11.
- Macadam, D. L. 1970. Chromatic Adaptation. In: Sources of Color Science, MIT Press, Cambridge, MA.
- McCann, J. J. 2004. Mechanism of Color Constancy. In Proceedings of the Twelfth Color Imaging Conference: Color Science and Engineering Systems, Technologies, Applications. Scottsdale, AZ. November 9, 2004. Volume 12. Pp. 29-36.
- Morton, J. 2002. Color Matters, Página Web de la Consultora en color Jill Morton. Disponible en línea en: <http://www.colormatters.com/seecolor.html> Dirección verificada 22 de mayo de 2005.
- Nieto, A. M. 2000. Estandarización del color en imágenes digitales con condiciones de iluminación cambiante. En: Memorias del VI Simposio de Tratamiento de Señales, Imágenes y Visión Artificial. Noviembre 29-30 y Diciembre 1 de 2000, Bogotá D.C. Colombia. Pp. 202-212.
- Nieto, A. M.; Vega, J.; Ardila, S.; Restrepo A. 2002. An approximation to color standardization. En: Memorias del VII Simposio de Tratamiento de Señales, Imágenes y Visión artificial. Bucaramanga, 27, 28 y 29 de noviembre de 2002.
- Patiño, D. A. 2002. Estandarización de Color para el Reconocimiento de Objetos Aplicado a Imágenes de Café (Trabajo de grado). Manizales. Universidad Nacional de Colombia. Facultad de Ingeniería. 42 Págs.
- Rosenberg, C.; Hebert, M.; Thrun, S. 2001. Color constancy using KL-divergence. In Proceedings of the Eighth IEEE International Conference on Computer Vision, ICCV, 7-14 July 2001. Volume 1. Pp. 239-246.
- Sarmiento, W.J.; Romero, E.; Restrepo, A. Colour Estimation in Images from thick Blood Films for the Automatic Detection of Malaria. En: Memorias del IX Simposio de Tratamiento de Señales, Imágenes y Visión artificial. Manizales, 15,16 y 17 de septiembre de 2004.
- SFU Vision LAB. 1999a. The Colour Problem: A discussion of how colour is perceptual experience. Dirección verificada 8 de diciembre de 2004. Disponible en línea en: <http://www.cs.sfu.ca/%7Ecolour/research/>.
- SFU Vision LAB. 1999b. Colour Constancy Algorithms. Dirección verificada 8 de diciembre de 2004. Disponible en línea en: <http://www.cs.sfu.ca/%7Ecolour/research/colour-constancy.html>.
- Sharma, G.; Trussell, H.J. 1997. Digital color imaging. IEEE Transactions on Image Processing, 6 (7). Pp. 901-932.
- Thoemmes. 2000. Dirección verificada 23 de diciembre de 2004. Disponible en línea en: <http://www.thoemmes.com/404.asp?404;http://www.thoemmes.com/science/helm.htm>
- Tous, F.; Vanrell, M.; Baldrich, R. 2004. Exploring Colour Constancy Solutions. In: Proceedings of the CGIV 2004: The Second European Conference on Colour Graphics, Imaging and Vision. Aachen, Germany, April, 2004. Volume 2. Pp. 24-29.
- Tsin, Y.; Collins, R.T.; Ramesh, V.; Kanade, T. 2001. Bayesian color constancy for outdoor object recognition. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001. CVPR 2001. Volume: 1. Pp. I-1132 - I-1139.
- Von Kries, J. 1902. Chromatic Adaptation. Festschrift der Albrecht-Ludwig-Universität, Fribourg.