

# Algoritmos de constancia de color para el mejoramiento de imágenes oscuras.

Cepeda-Negrete, J. y Sanchez-Yanez, RE.

Cita:

Cepeda-Negrete, J. y Sanchez-Yanez, RE. (2013). *Algoritmos de constancia de color para el mejoramiento de imágenes oscuras*. V Congreso internacional de la ciencia de sistemas. Universidad de Guanajuato, Yuriria.

Dirección estable: <https://www.aacademica.org/jcepedanegrete/11>

ARK: <https://n2t.net/ark:/13683/pa8v/6mF>



Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons.  
Para ver una copia de esta licencia, visite  
<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.es>.

*Acta Académica es un proyecto académico sin fines de lucro enmarcado en la iniciativa de acceso abierto. Acta Académica fue creado para facilitar a investigadores de todo el mundo el compartir su producción académica. Para crear un perfil gratuitamente o acceder a otros trabajos visite: <https://www.aacademica.org>.*

# Algoritmos de Constancia de Color para el Mejoramiento de Imágenes Oscuras

Jonathan Cepeda-Negrete y Raul E. Sanchez-Yanez \*

## ABSTRACT

The use of three color constancy algorithms for enhancement purposes on dark images is presented in this article. Three well-known algorithms, the White-Patch, the Gray-World, and the Gray-Edges, offer good performance for determining the illuminant in a scene. In this work, we explore the use of these simple algorithms for image enhancement, particularly for the processing of scenes under low lightness conditions. A total of 529 dark images are processed using the three algorithms and the outcomes are compared for evaluation purposes measuring the color content they exhibit. For this, the average of chroma in the CIELAB space is used as the measurement unit. Experimental results show that these color constancy algorithms are a powerful tool for dark image enhancement.

## RESUMEN

En este artículo se explora el uso de tres algoritmos de constancia de color para el mejoramiento de imágenes oscuras. Tres conocidos algoritmos, el de Parche blanco, el de Mundo Gris y el de Bordes Grises, proporcionan un buen desempeño para la determinación del iluminante en una escena. En este trabajo, exploramos la utilización de estos algoritmos simples para la mejora de imágenes, particularmente para el procesamiento de escenas bajo escasa iluminación. Un total de 525 imágenes oscuras son procesadas usando los tres algoritmos y las resultantes son comparadas con propósitos de evaluación midiendo el contenido de color que muestran. Para esto, el promedio cromático en el espacio CIELAB se usa como unidad de medida. Los resultados experimentales muestran que estos algoritmos de constancia de color son una herramienta poderosa para el mejoramiento de imágenes oscuras.

Recibido: 6 de Septiembre 2013  
Aceptado: 26 de Septiembre 2013

## INTRODUCCIÓN

El color es un atributo importante áreas de reconocimiento de patrones y visión por computadora. Aplicaciones típicas incluyen la extracción de características [1], la clasificación de imágenes [2], el reconocimiento de objetos [3, 4], la interacción hombre-máquina [5] y los modelos de apariencia del color [6]. Los colores observados en las imágenes son determinados por propiedades intrínsecas de los objetos y las superficies, influenciados por el color de la fuente luminosa presente.

---

### Palabras clave:

Color constancy, image enhancement, color

### Keywords:

Constancia de color, mejora de imagen, color

---

El color puede ser referido con nombres de descripción cromática tales como azul, rojo, verde, amarillo y acromáticos como blanco, negro, gris. También, puede ser calificado por brillante, claro, oscuro, etc. El color percibido depende de la distribución espectral del estímulo del color. También depende del tamaño, forma, estructura y lo que rodea al área del estímulo. Además, del estado de adaptación del sistema visual del observador, y de la experiencia previa del observador en situaciones similares en observaciones.

La habilidad de distinguir los colores correctos de una o varias superficies, independiente del color de la fuente de luz presente en la escena, se conoce como *Constancia de Color* [7]. Esta eliminación o disminución del efecto ocasionado por la iluminación [8] es esencial para la robustez de sistemas basados en color. Un ejemplo se muestra en la Figura 1, donde se representa la misma tarjeta de calibración bajo dos diferentes fuentes de iluminación. Cuando observamos los parches superiores en las tarjetas, los humanos podríamos observar los colores rosa y amarillo, respectivamente, cuando realmente es beige. De forma similar, para los parches inferiores, los colores observados son distintos al color real, gris.

\*Universidad de Guanajuato DICIS, carr. Salamanca-Valle de Santiago km 3.5+1.8, Com. Palo Blanco, c.p. 36885 Salamanca, Gto. México.  
Email: jonathancn@lavoria.org, sanchez@ugto.mx

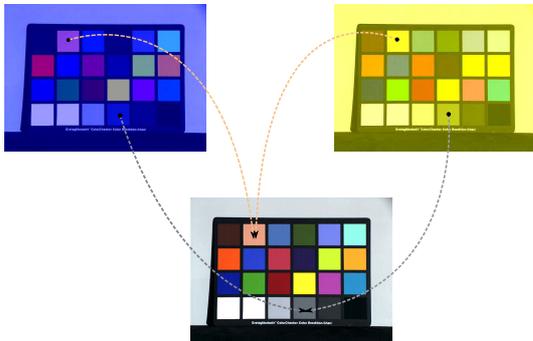


Figura 1 . Tarjeta de calibración bajo dos fuentes de iluminación distintas, azul y amarilla. Así mismo, la tarjeta bajo iluminación ideal mostrando los colores correctos de los parches.

La constancia de color permite la interpretación de los colores en el contexto de su entorno. El sistema visual humano aprende de manera natural esta habilidad, hasta cierto punto. Sin embargo, los mecanismos que están involucrados en esta habilidad no están del todo entendidos aún. Por el contrario, los sistemas visuales mecánicos y electrónicos, solamente reciben luz del entorno, por lo cual resulta complicado entender la información correcta de la escena proporcionada [9]. En consecuencia, es necesario realizar una calibración de cámara o un pos-procesamiento para producir una imagen real y atractiva. Otras aplicaciones de visión por computadora, como el reconocimiento de objetos o escenas, la segmentación, el seguimiento por video y la atención visual, pudieran beneficiarse de una precisa constancia de color.

Desde el punto de vista computacional, la constancia de color se define como la transformación de una imagen de entrada, tomada bajo una iluminación desconocida, a una imagen que aparenta ser tomada bajo una luz conocida, comúnmente blanca. Para esto, se necesita estimar el color de la fuente de luz en la imagen. Estos valores del color de la fuente luminosa, son usados para transformar la imagen de entrada a una de salida. La imagen resultante representa la misma escena que la imagen de entrada, pero ahora aparentando ser tomada bajo una fuente de luz conocida (blanca).

Tres algoritmos comúnmente utilizados para la constancia de color son el que asume un Mundo Gris (*Gray-World assumption*), el de Parche Blanco (*White Patch*), y el de Bordes Grises (*Gray-Edges*). El primero se basa en una de las suposiciones más conocidas y utilizadas, la suposición del Mundo Gris [10]. Esta asume que la iluminación reflejada por los objetos (reflectancia) promedio en una escena, bajo una fuente de luz blanca, es acromática. Otro algoritmo muy conocido se basa en la suposición del Parche Blan-

co, es decir, la suposición de que la respuesta máxima en los canales del espacio RGB es causada por una reflectancia perfecta [11]. Otros métodos se basan en estadísticas simples de las imágenes, y un ejemplo es el algoritmo de Bordes Grises [12], este asume que el iluminante es el promedio en las diferencias de sus reflectancias.

Aunque los algoritmos de constancia de color pretenden únicamente estimar el color de la fuente luminosa, como resultado colateral de alguno de estos, se observa que, además de la estimación de la fuente de iluminación, se mejora sustancialmente la calidad de una imagen en el contenido cromático. En este trabajo se presenta únicamente un estudio acerca de la mejora del color en imágenes producidas por los tres algoritmos básicos ya mencionados. Además, con un enfoque particular en el procesamiento de imágenes oscuras.

En la Sección Metodología se presenta el procedimiento que se llevará a cabo en la experimentación; además se describirán los tres algoritmos de constancia de color que se usarán en este estudio, así como la medida de calidad sugerida para la evaluación. En la sección siguiente se presentarán los resultados correspondientes a la experimentación realizada. Y, finalmente en las Conclusiones se incluyen algunas observaciones sobre el uso de estos algoritmos.

## METODOLOGÍA

En esta sección, se describirán los algoritmos de constancia de color objeto de este estudio y la medida del promedio de la croma para evaluarlos. En la Figura 2 se muestra la metodología que se llevará a cabo en los experimentos. Una imagen de entrada, en nuestro caso oscura, será procesada por los tres algoritmos para posteriormente evaluar los resultados de ellos, y de esta forma, poder determinar cuál algoritmo es mejor y bajo qué condiciones.

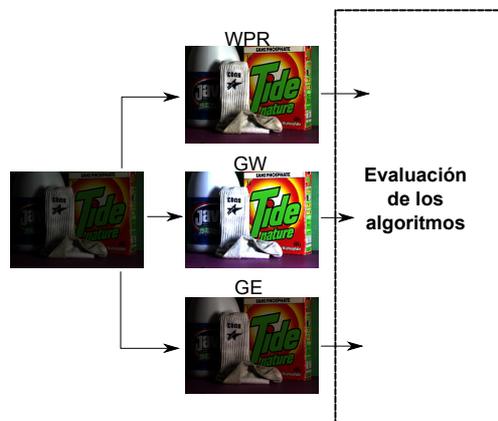


Figura 2 . Diagrama del proceso a seguir en nuestros experimentos.

### Representación de la imagen

Una vez que el color de la fuente de luz se ha estimado, ésta es usada para transformar la imagen de entrada de modo que produzca una imagen de salida. Esta última aparenta haber sido tomada bajo una fuente de luz canónica, a este proceso se le conoce como adaptación cromática. La adaptación cromática usualmente se modela utilizando una transformación lineal, que a su vez se puede simplificar a una transformación en diagonal, cuando se cumplen ciertas condiciones [13, 14, 15]. Este modelo escala las componentes de color de un píxel de forma independiente, en base a la fuente luminosa que es estimada, de manera que los colores originales son transformados para que aparenten haber sido capturados bajo una fuente de luz blanca.

Los algoritmos considerados en este trabajo, asumen que la iluminación es uniforme a través de la escena. La Ecuación (1) nos indica la relación que existe en la formación del color en una imagen

$$f_i(x, y) = G(x, y)R_i(x, y)I_i, \quad (1)$$

donde, la  $f_i(x, y)$  es la intensidad del píxel en la posición  $(x, y)$  de una imagen o un cuadro de video,  $G(x, y)$  es un factor que depende de la geometría de la escena,  $R_i(x, y)$  es la reflectancia de un punto del objeto mostrado en la misma posición, y por último,  $I_i$  es el iluminante en la escena. El índice  $i$  corresponde al canal de color en la imagen.

Para escenas con iluminación uniforme, los algoritmos de constancia de color asumen que  $G(x, y) = 1$  y  $R_i(x, y) = 1$ , permitiendo que el iluminante dependa totalmente de la imagen de entrada. Por otra parte, una imagen de salida ideal, es aquella donde no existe un iluminante que altere la escena, o mejor dicho, que este iluminante es el blanco perfecto,

$$o_i(x, y) = G(x, y)R_i(x, y). \quad (2)$$

donde  $I_i$  representa la iluminación canónica blanca (valor de 1 en cada componente). La imagen de salida,  $o_i(x, y)$ , resulta de la sustitución de las variables en las ecuaciones y está dada finalmente por

$$o_i(x, y) = \frac{f_i(x, y)}{I_i}. \quad (3)$$

### Algoritmo Parche Blanco Retinex

El algoritmo Parche Blanco fue propuesto por Land y McCann [11], [16]. El algoritmo Retinex en su forma más simple, el White Patch Retinex (WPR), o Parche Blanco Retinex en Español, toma en cuenta el valor más grande en cada componente de color como una representación del blanco de la imagen. Computacionalmente, este parche blanco es calculado al encontrar la máxima intensidad en cada canal, y está dado por

$$I_i = \max\{f_i(x, y)\}. \quad (4)$$

El algoritmo WPR puede hacerse más robusto si se calcula un histograma para cada componente de color y se considera el iluminante como un alto porcentaje de la acumulación del mismo. Este método es usado por Finlayson en [17] para remover sombras y es considerado como el algoritmo al que se refiere como WP en este trabajo.

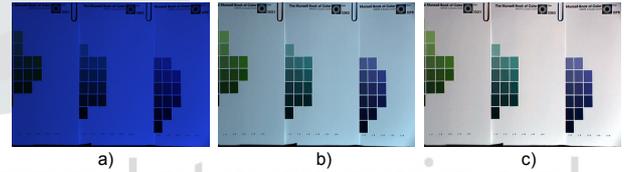


Figura 3 . a) Imagen original. b) Imagen procesada con el algoritmo WP original. c) Imagen procesada con la variante de Finlayson.

### Algoritmo Mundo Gris

La suposición del Gray World (GW), Mundo Gris en Español, es el algoritmo más conocido de constancia de color. Propuesto por Buchsbaum [10], y es usado como referencia por otros algoritmos, el GW está basado en la suposición de que, en promedio, el mundo es gris, y estima el iluminante usando el color promedio de todos los píxeles. Se asume que la información dada por el promedio de cada canal de la imagen representa el nivel gris.

El primer paso a realizar en el algoritmo GW es calcular el color promedio en la imagen, como se indica en (5),

$$a_i = \frac{1}{MN} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} \{f_i(x, y)\}, \quad (5)$$

donde  $M$  y  $N$  son el número de columnas y filas, respectivamente. Después de una serie de suposiciones acerca de la escena, se asume que el valor adecuado a utilizar es el doble del promedio de la escena

$$o_i(x, y) = \frac{f_i(x, y)}{I_i} = \frac{f_i(x, y)}{2a_i}. \quad (6)$$

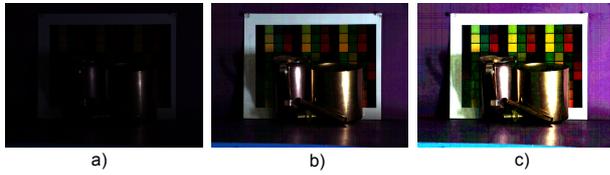


Figura 4 . a) Imagen original. b) Imagen procesada con el algoritmo WP de Finlayson. c) Imagen procesada con GW.

### Algoritmo Bordes Grises

Este algoritmo surge por idea de van de Weijer *et al.* [12] como teoría de Gray-Edges (GE) ó Bordes Grises, en Español, y supone que el iluminante es el promedio en las diferencias de las reflectancias. Las ecuaciones para este algoritmo están dadas por

$$\mathbf{I} = \left( \int \left| \frac{\partial^n \mathbf{f}^\sigma(\mathbf{x})}{\delta \mathbf{x}^n} \right|^p d\mathbf{x} \right)^{1/p}, \quad (7)$$

$$I_i = \frac{\left( \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n h_i^\sigma(x, y)^p \right)^{1/p}}{(m \cdot n)^{1/p}}. \quad (8)$$

donde  $\mathbf{h}^\sigma = \left( \sqrt{(\partial \mathbf{f}_x)^2 + (\partial \mathbf{f}_y)^2} \right) \otimes \mathbf{G}^\sigma$ .

La Ecuación (8) describe un marco de trabajo, el cual produce diferentes estimaciones en el color de la iluminación dependiendo de tres variables. i) El orden  $n$  de la derivada en la imagen, ii) la norma Minkowski  $p$ , y, iii) el tamaño de  $\sigma$  para el difuminado local. Para este trabajo, sólo se usa este algoritmo con  $n = 1$  (primera derivada de la imagen) (GE1).

### Promedio de la croma

La componente de croma, como parte de las coordenadas cilíndricas del espacio de color CIELAB, es una componente que representa un vector de magnitud entre dos componentes cromáticas de un espacio de color. Es decir, como todo vector, entre más grande su valor, mayor es la distancia que existe al origen. En este caso, entre mayor sea el valor de la croma, mayor es la distancia entre el color tratado y el origen (acromático). En otras palabras, entre más grande sea la croma esto nos indica que el color es más intenso. Las ecuaciones de transformación de RGB a CIELAB y sus coordenadas cilíndricas se pueden consultar en [6].

En base a nuestra experiencia, el ser humano tiene la tendencia natural de apreciar positivamente una imagen, si ésta cuenta con colores más vívidos o intensos. Para entender esto, es necesario entender aspectos filosóficos y psicológicos de la mente humana, pero podría concluirse que se debe a un efecto

placebo de la mente al apreciar colores intensos y contrastantes entre sí.

La croma es un atributo relacionado con la intensidad de los colores. Así, entre más grande sea la croma, más intenso es un color. En este estudio, se considera el promedio de la croma en la imagen, como un indicador de la calidad percibida por los humanos. Entre mayor sea el promedio de ésta, mayor será la calidad de nuestra imagen. Existe un estudio acerca de la croma como medida de calidad en imágenes [18].



Figura 5 . Dos escenas distintas y cada una con dos imágenes de distinta calidad de acuerdo al promedio de la croma.

Habitualmente, el valor promedio de la croma sí corresponde a la apreciación humana como imagen de mayor calidad ("más bonita"). En la Figura 5, se pueden observar dos ejemplos de la relación existente entre la apreciación humana y el valor de la croma. En este estudio, el promedio de la croma es utilizado en los experimentos para la evaluación de la calidad de las imágenes.

### EXPERIMENTACIÓN Y RESULTADOS

En esta sección se mostrarán los resultados obtenidos por la experimentación realizada en las imágenes oscuras. Los tres algoritmos son evaluados, demostrando que cada uno mejora las imágenes en mayor o menor medida.

### Base de datos usada

El conjunto de imágenes contempladas pertenecen a la Universidad de Simon Fraser y recibe el nombre de *SFU Laboratory* [19]. Este conjunto de datos contiene 529 imágenes oscuras con iluminaciones controladas.

Todas las imágenes cuentan con el valor del iluminante en RGB (verdad de referencia).

Aproximadamente 50 escenas distintas con 11 iluminaciones diferentes conforman al conjunto de las 529 imágenes, todas estas imágenes consideradas como oscuras. Las escenas están divididas en 4 subconjuntos:

1. Especularidades mínimas (22 escenas, 223 imágenes).
2. Especularidades dieléctricas (9 escenas, 98 imágenes).
3. Especularidades metálicas (14 escenas, 149 imágenes).
4. Superficies fluorescentes (6 escenas, 59 imágenes).

En la Figura 6, se muestran imágenes de escenas distintas pertenecientes al conjunto de datos *SFU Laboratory*. Cada escena es un ejemplo de las imágenes pertenecientes a un subconjunto. Cabe señalar, que estas imágenes son mostradas con la corrección correspondiente a su verdad de referencia para una correcta apreciación de la escena. Caso contrario tendríamos una imagen casi negra y difícil de apreciar.



Figura 6 . Imágenes de muestra, pertenecientes a la base de datos SFU Laboratory.

### Resultados obtenidos

Cada una de las 529 imágenes oscuras fue corregida por los tres algoritmos de constancia de color. Posteriormente las resultantes se transformaron al espacio CIELAB en coordenadas cilíndricas y se mide el promedio de la croma en cada una y el que resulte ser mayor corresponde al algoritmo con mejor desempeño para esa imagen. En la Tabla 1 se dan algunos ejemplos.

Tabla 1 .

Clasificación de las imágenes en base al promedio de la croma.

| Índice | WP(1)        | GW(2)        | GE(1)        | Mejor Alg. |
|--------|--------------|--------------|--------------|------------|
| 0      | 22.24        | <b>23.43</b> | 21.79        | 2          |
| 1      | 21.03        | <b>22.04</b> | 19.83        | 2          |
| 2      | <b>30.12</b> | 22.39        | 25.86        | 1          |
| 3      | <b>33.25</b> | 23.84        | 27.56        | 1          |
| 4      | 14.43        | <b>14.79</b> | 12.17        | 2          |
| 5      | 13.53        | <b>13.88</b> | 12.11        | 2          |
|        |              | ⋮            |              |            |
| 526    | <b>29.66</b> | 12.13        | 25.36        | 1          |
| 527    | 30.48        | 10.84        | <b>32.06</b> | 3          |
| 528    | <b>25.24</b> | 11.49        | 15.60        | 1          |

Aplicando el procedimiento a todas las imágenes podemos obtener la probabilidad de cada algoritmo de resultar ser el mejor entre el conjunto de imágenes oscuras correspondiente. Así mismo, el considerar un número suficientemente alto de imágenes nos da la confianza estadística de dicha probabilidad. Y por otra parte, se puede predecir un comportamiento igual para cualquier imagen oscura similar aunque no pertenezca a esta base de datos. En la Tabla 2 se muestran las probabilidades resultantes.

Tabla 2 .

Probabilidad de resultar ser el mejor algoritmo.

| Algoritmo | Probabilidad |
|-----------|--------------|
| WP        | 0.37         |
| GW        | 0.45         |
| GE1       | 0.18         |

Es importante destacar que las características de las imágenes influyen para que un algoritmo produzca una mejor corrección del color que los otros. Cuando tenemos imágenes oscuras con pequeños destellos luminosos, el algoritmo WP tiende a ser el que realiza una mayor mejora de la imagen. Cuando los destellos luminosos se encuentran en proporciones mayores o la imagen no es tan oscura, el GW tiende a corregir mejor los colores. Pero, cuando la imagen es extremadamente oscura y no presenta destellos luminosos, el GE1 resulta ser la mejor opción para este tipo de imágenes.

La Tabla 3 muestra los tiempos de procesamiento que toma cada algoritmo. Las especificaciones de la computadora son las siguientes: Apple iMac , 2.5 GHz Intel Core i5, 4GB ram 1333MHz DDR3. Podemos apreciar que la diferencia en el tiempo computacional entre GE1 y los otros dos algoritmos es muy significativa. Así mismo, el codificación se realizó en lenguaje C con compilador *gcc*.

Tabla 3 .

Computing time for each approach.

| Algoritmo | Tiempo (ms) |
|-----------|-------------|
| WP        | 0.28        |
| GW        | 0.57        |
| GE1       | 130.44      |

## CONCLUSIONES

Tres algoritmos de constancia de color fueron probados en imágenes oscuras para observar sus respectivos resultados. Así mismo, se evaluó el desempeño de cada algoritmo midiendo el promedio de la croma en cada imagen resultante de la aplicación de estos. Se notó que el algoritmo que tiene más probabilidad de hacer una mayor mejora en una imagen es el algoritmo de Mundo Gris (GW), el segundo en probabilidad es el Parche Blanco (WP) y por último el algoritmo de Bordes Grises (GE). El mejoramiento de imágenes resulta ser una tarea de pre-procesamiento conveniente para aquellas imágenes que son capturadas bajo iluminaciones no controladas. Es aquí donde sugerimos con nuestra aportación, hacer uso de alguno de estos tres algoritmos de constancia de color para realzar el color en las imágenes y hacer un balance de blancos en las mismas. Si fuera necesario elegir entre alguno de los tres, sugerimos usar el Mundo Gris como primer opción.

## AGRADECIMIENTOS

Jonathan Cepeda-Negrete agradece al Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología, CONACyT, por el apoyo proporcionado por medio de la beca escolar 290747 (Convocatoria 388681/254884), a la Universidad de Guanajuato por el apoyo brindado mediante el programa PIFI-2012 y por la beca Formación de Jóvenes Investigadores (FJI) a través de la Dirección de Apoyo a la Investigación y al Posgrado, DAIP.

## REFERENCIAS

### Referencias

- [1] Gevers, T., Smeulders, A., 2000. Pictoseek: Combining color and shape invariant features for image retrieval. *IEEE Trans. Image Process.* 9(1):102–119.
- [2] Schroeder, M., Moser, S., 2001. Automatic color correction based on generic content-based image analysis. In *Proc. of Color Imaging Conference*, pages 41–45.
- [3] Gasparini, F., Schettini, R., 2004. Color balancing of digital photos using simple image statistics. *Pattern Recognition* 37(6):1201 – 1217.
- [4] van de Weijer, J., Schmid, C., Verbeek, J., 2007. Using high-level visual information for color constancy. In *Proc. of the Inter. Conf. on Computer Vision*, pages 1–8.
- [5] Yang, J., Stiefelagen, R., Meier, U., Waibel, A., 1998. Visual tracking for multimodal human computer interaction. In *Proc. of the Conference on Human factors in computing systems*, pages 140–147.
- [6] Fairchild, M. D., 2005. *Color Appearance Models*. John Wiley & Sons, 2 edition.
- [7] Zeki, S., 1993. *A vision of the brain*. John Wiley & Sons.
- [8] Gijsenij, A., Gevers, T., van de Weijer, J., 2011. Computational color constancy: Survey and experiments. *IEEE Trans. Image Process.* 20(9):2475–2489.
- [9] Agarwal, V., Abidi, B. R., Koshan, A., Abidi, M. A., 2006. An overview of color constancy algorithms. *J. Pattern Recogn. Res.* 1:42–54.
- [10] Buchsbaum, G., 1980. A spatial processor model for object colour perception. *Journal of The Franklin Institute* 310:1–26.
- [11] Land, E. H., McCann, J. J., 1971. Lightness and retinex theory. *J. Opt. Soc. Am.* 61(1):1–11.
- [12] van de Weijer, J., Gevers, T., Gijsenij, A., 2007. Edge-based color constancy. *IEEE Trans. Image Process.* 16(9):2207–2214.
- [13] Finlayson, G. D., S., D. M., Funt, B., 1994. Spectral sharpening: sensor transformations for improved color constancy. *J. Opt. Soc. Am. A* 11(5):1553–1563.
- [14] Funt, B., Lewis, B. C., 2000. Diagonal versus affine transformations for color correction. *J. Opt. Soc. Am. A* 17(11):2108–2112.
- [15] West, G., Brill, M. H., 1982. Necessary and sufficient conditions for von kries chromatic adaptation to give color constancy. *Journal of Mathematical Biology* 15:249–258.
- [16] Land, E. H., 1977. The retinex theory of color vision. *Scientific American* 237(6):108–128.
- [17] Finlayson, G. D., Hordley, S. D., Lu, C., Drew, M. S., 2006. On the removal shadows from images. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 28(1):59–68.
- [18] Tsagaris, V., Ghistoulas, G., Anastassopoulos, V., 2005. A measure for evaluation of the information content in color images. In *IEEE Inter. Conf. Imag. Process.*, volume 1, pages 417–20.
- [19] Barnard, K., Martin, L., Funt, B., Coath, A., 2002. A data set for color research. *Color research and applications* 27(3):148–152.