

Estimation Automatique d’Illuminants Multiples

Baptiste MAZIN, Julie DELON, Yann GOUSSEAU

Laboratoire Traitement et Communication de l’Information (LTCI) CNRS
Telecom ParisTech,
46, rue Barrault, 75013 Paris, France
{baptiste.mazin, julie.delon, yann.gousseau}@telecom-parisech.fr

Résumé – Cet article présente une méthode pour estimer la couleur de l’illuminant d’une scène à partir d’une photographie de cette scène. Cette estimation étant un problème mal posé, elle nécessite l’utilisation d’information *a priori*. La méthode proposée ici repose sur deux hypothèses. Tout d’abord, l’ensemble des illuminants possibles est restreint à l’aide du modèle de Planck, un modèle physique du spectre des sources lumineuses. Ensuite, nous supposons que la scène contient au moins une surface neutre. L’estimation est ensuite effectuée par une procédure de vote, qui permet la détection de plusieurs illuminants pour une même scène. La méthode est évaluée sur une base d’images standard et comparée à des algorithmes de l’état de l’art.

Abstract – This paper presents a method to estimate the color of the illuminant from a photograph of a scene. This is an ill-posed problem, which therefore requires the use of a priori information. The proposed method is based on two assumptions. First, the set of feasible illuminants is restricted using a physical model of light sources spectra, the Planck model. Second, we assume that there is some neutral surface in the scene. The estimation is then achieved thanks to a voting procedure, which allows the selection of several illuminant for the same scene. The method is evaluated on a standard dataset and compares favorably with state of the art algorithms.

1 Introduction

Le système visuel humain est capable, dans une certaine mesure, de s’adapter à l’intensité de la source lumineuse à laquelle il est exposé. Il est également capable de s’adapter au contenu spectral de cette source de manière à percevoir les couleurs des objets indépendamment de celle-ci. Permettre à un appareil photographique de simuler cette capacité pose un double problème. Il faut dans un premier temps estimer la couleur de l’illuminant, précisément sa chromaticité c’est-à-dire l’information couleur prise indépendamment de l’intensité lumineuse. À partir de cette estimation, il est ensuite possible d’effectuer une correction des couleurs mesurées. Nous nous intéressons ici à la première partie du problème, l’estimation de l’illuminant. Nous considérons en particulier le cas où la scène est éclairée par plusieurs illuminants.

De nombreuses recherches ont été menées sur ce sujet et un état de l’art récent est proposé dans [9]. Les approches les plus classiques reposent sur des hypothèses liées au contenu de la scène. L’algorithme Retinex et sa simplification Max-RGB supposent que la scène observée contient une surface parfaitement réfléchissante. Une alternative est de supposer que la moyenne des réflectances d’une image est achromatique, ce qui correspond à l’algorithme dit de *Grey-World*.

Des méthodes plus élaborées font appel à une phase d’apprentissage dans laquelle des statistiques couleurs propres à chaque illuminant sont apprises. Parmi

ces méthodes, les approches de type *Gamut-Mapping* s’appuient sur l’apprentissage de l’ensemble des couleurs observables sous un illuminant [6]. Certains auteurs proposent en plus d’avoir recours à l’apprentissage de la distribution de ces couleurs.

Les approches précédentes reposent sur des hypothèses sur le contenu de la scène capturée. Une contrainte sur l’illuminant y est fréquemment ajoutée. La plupart du temps, cette contrainte est fondée sur l’équation de Planck [5].

Dans le cas d’illuminants multiples (par exemple une scène intérieure éclairée simultanément par la lumière d’une fenêtre et une ampoule), Gijssen *et al.* [10] ont proposé d’appliquer localement les hypothèses précédentes. D’autres approches telles que Retinex font l’hypothèse de variations lentes de l’illuminant.

L’algorithme proposé dans ce papier est basé sur deux hypothèses. La première est que l’équation de Planck est une bonne approximation de l’ensemble des illuminants possibles. La seconde est que la scène observée contient au moins une surface achromatique. Cette approche permet de traiter le cas où plusieurs illuminants éclairent la scène observée et fournit une estimation automatique du nombre d’illuminants et de leurs chromaticités respectives.

2 Modèle d'acquisition

2.1 Modèle Lambertien

Le processus d'acquisition de l'image peut être formalisé en utilisant le modèle lambertien. Ce modèle décrit le spectre résultant de l'interaction entre une surface matte, réfléchissant la lumière uniformément dans toutes les directions, et un illuminant.

Le spectre, réfléchi en un point \mathbf{x} de la scène, est égal au produit entre le spectre de l'illuminant $L(\lambda)$, et la réflectance $S(\mathbf{x}, \lambda)$ de la surface observée, $\lambda \in \Lambda$ étant la longueur d'onde et Λ le domaine du spectre visible. Ce produit est ensuite intégré par les fonctions de sensibilité de la caméra ρ_c , $c \in \{R, G, B\}$, ce qui conduit aux équations suivantes pour un pixel p

$$p_c(\mathbf{x}) = \int_{\Lambda} \rho_c(\lambda) L(\lambda) S(\mathbf{x}, \lambda) d\lambda. \quad (1)$$

Une approximation classique de ce modèle est de supposer que ces fonctions sont des Diracs, δ_{λ_c} . La valeur du canal c d'un pixel p mesurée par la caméra est alors $p_c(\mathbf{x}) = L_c S_c(\mathbf{x})$ où $L_c = L(\lambda_c)$ et $S_c(\mathbf{x}) = S(\mathbf{x}, \lambda_c)$.

Estimer l'illuminant d'une scène consiste à déterminer (L_R, L_G, L_B) à partir des observations $p_c(\mathbf{x})$. Ce problème est mal posé car les fonctions $S_c(\mathbf{x})$ sont également inconnues. L'introduction de contraintes sur la source de lumière et/ou sur le contenu de la scène observée est donc nécessaire à la résolution de ce problème.

2.2 Modélisation des sources lumineuses

L'équation de Planck (2) caractérise le spectre d'un corps physique idéal, le corps noir, à une température T . Ce modèle s'avère satisfaisant pour de nombreuses sources de lumière dont la lumière du jour [11]. Cette équation permet également de définir une distance entre illuminants : deux illuminants sont d'autant plus semblables que les températures correspondantes sont proches.

L'intensité lumineuse correspondant à une longueur d'onde λ et une température T est donnée par

$$L(T, \lambda) = c_1 \lambda^{-5} \left[\exp\left(\frac{c_2}{\lambda T}\right) - 1 \right]^{-1}, \quad (2)$$

où T est la température en kelvins et où $c_1 = 3.74183 \times 10^{16} \text{ Wm}^2$ et $c_2 = 1.4388 \times 10^{-2} \text{ mK}$ sont deux constantes.

Lorsqu'une source lumineuse caractérisée par un spectre $L(T, \lambda)$ est échantillonnée par les fonctions de sensibilité de la caméra δ_{λ_c} , elle est alors représentée par le triplet (L_R^T, L_G^T, L_B^T) . Comme il n'est pas possible de retrouver l'intensité de l'illuminant, ce triplet est défini à une constante multiplicative k près. L'ensemble des triplets $\{kL_R^T, kL_G^T, kL_B^T\}$ ainsi obtenus est noté \mathcal{L}_{RGB} .

2.3 Diagramme de chromaticité

Un diagramme de chromaticité est un espace à deux dimensions permettant d'éliminer l'information de

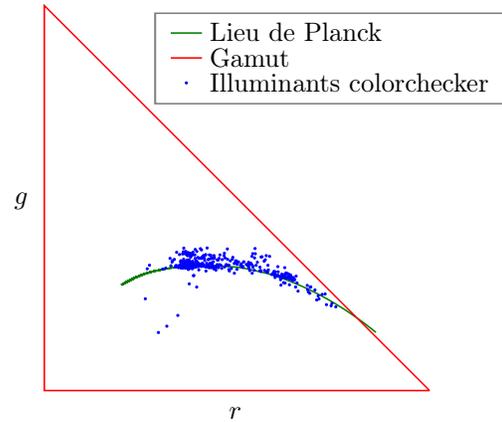


FIG. 1: Diagramme de chromaticité rg et lieu de Planck. Les points bleus représentent les illuminants mesurés dans la base Colorchecker [7].

luminance afin de ne travailler que sur l'information chromatique. Le diagramme rg est un exemple simple de diagramme de chromaticité. Pour un pixel $p = \{R, G, B\}$, la luminance y est définie par

$$\text{lum}(p) = R + G + B$$

et l'information de chromaticité y est obtenue en normalisant les composantes $\{R, G, B\}$ par la luminance, soit

$$r = \frac{R}{R + G + B}, \quad g = \frac{G}{R + G + B}, \quad b = \frac{B}{R + G + B}.$$

Comme $r + g + b = 1$ seules deux composantes sont informatives. Par convention ce sont r et g qui sont utilisés. Par la suite, la notation p fera référence à un pixel dans le diagramme de chromaticité rg .

Représenté dans ce diagramme, l'ensemble \mathcal{L}_{RGB} décrit une courbe appelée lieu de Planck illustrée en vert sur la Figure 1 et noté \mathcal{L} .

Couleur d'une surface achromatique. Une surface achromatique (neutre ou encore grise) est une surface telle que la couleur capturée après réflexion est identique à celle de l'illuminant. Elle vérifie donc que, pour tout \mathbf{x} , les trois valeurs de $S_c(\mathbf{x})$ sont égales. L'équation de Planck établit donc un ensemble possible de couleurs pour une surface achromatique. Dans un diagramme de chromaticité, une surface achromatique se retrouve donc projetée au même endroit que la source lumineuse qui l'éclaire.

3 Algorithme

L'algorithme d'estimation d'illuminant présenté dans ce papier consiste en trois étapes. La première est une sélection des pixels potentiellement gris dans l'image sous une hypothèse relâchée d'illuminants de Planck, la seconde est un vote de ces pixels pour les illuminants possibles et

la troisième permet de sélectionner parmi les candidats ceux correspondant à un illuminant réel.

Sélection des pixels achromatiques. D’après les hypothèses précédentes, les pixels correspondant aux surfaces achromatiques se retrouvent projetés sur le lieu de Planck. Il est cependant nécessaire en pratique d’assouplir cette hypothèse. Nous considérons ainsi comme achromatique les pixels voisins du lieu de Planck. Soit I_p l’ensemble des pixels d’une image I et p un élément de cet ensemble. La projection orthogonale de p sur le lieu de Planck est définie¹ par

$$\text{proj}_{\mathcal{L}(p)} \in \underset{l \in \mathcal{L}}{\text{argmin}} \|p - l\|_2. \quad (3)$$

L’ensemble des pixels potentiellement gris est noté L_p et correspond aux pixels p satisfaisant $\|p - \text{proj}_{\mathcal{L}(p)}\|_2 < \delta$.

Méthode de vote. On souhaite déterminer les pixels $p \in L_p$ appartenant vraiment à une surface achromatique. Pour cela, une procédure de vote par histogramme est mise en place.

La projection donnée par l’équation (3) associe chacun des pixels $p \in L_p$ à l’illuminant de Planck le plus proche dans le diagramme de chromaticité et donc à la température T de cet illuminant.

On construit alors un histogramme H de ces températures, chaque pixel p contribuant à cet histogramme avec un poids $w_p = \text{lum}(p)^\gamma$, avec $\gamma > 1$. Ainsi, les pixels les plus lumineux se voient accorder plus d’importance.

La discrétisation de l’histogramme est réalisée en partitionnant les températures d’illuminants selon l’échelle MIREN [13] en n classes. Cette échelle en $1/T$ permet de grouper les illuminants de Planck de façon plus homogène qu’avec l’échelle linéaire des températures par laquelle ils sont définis.

Choix des illuminants. L’étape suivante consiste à sélectionner les illuminants présents dans la scène, à partir de l’histogramme de température détaillé au paragraphe précédent. Pour ce faire, nous sélectionnons des intervalles (appelés modes de l’histogramme) ayant un poids suffisant. Pour assurer la robustesse de la sélection des modes, nous avons recours à une approche *a contrario* [4].

Les modes détectés correspondent à des intervalles de l’histogramme H qui contredisent une hypothèse nulle. Cette hypothèse est que les pixels votent indépendamment suivant une même distribution [4]. Plus précisément, étant donné un intervalle $[a, b]$ du support de H , deux variables aléatoires sont associées à chaque pixel $p \in L_p$. La première, \mathbf{B}_p , correspond à l’évènement “ p appartient à $[a, b]$ ” et la seconde, \mathbf{S}_p , correspond à la masse w_p de p (le poids par lequel la contribution du pixel est pondéré).

¹La projection n’est pas nécessairement unique, et un choix arbitraire peut être fait lorsqu’un tel cas se présente.

Nous supposons que les \mathbf{B}_p sont indépendantes et suivent une loi de Bernoulli \mathbf{B}_p de paramètre $k_{[a,b]}$ et que les \mathbf{S}_p suivent une loi exponentielle d’espérance α .

Considérons alors la variable aléatoire

$$\mathbf{D}_{[a,b]} = \sum_{p \in L_p} \mathbf{S}_p \mathbf{B}_p.$$

Cette variable modélise la masse attendue dans $[a, b]$ si l’hypothèse nulle est suivie. Un intervalle $[a, b]$ est détecté lorsque

$$\mathcal{P}[\mathbf{D}_{[a,b]} > H_{[a,b]}] < \frac{2}{N(N-1)}, \quad (4)$$

où $H_{[a,b]}$ est la masse observée dans $[a, b]$. Le seuillage de la probabilité par le facteur $2/(N(N-1))$ permet un contrôle du nombre de fausses détections. Les intervalles invalidant ce test et répondant à un critère de maximalité [4] sont retenus et chacun est associé à une estimation.

L’estimation finale des chromaticités est simplement effectuée en retenant la valeur moyenne (dans le diagramme rg) des valeurs de pixels ayant contribué au vote.

Dans le cas général (multi-illuminants), la sélection des modes permet une estimation du nombre d’illuminants présents dans la scène. Une chromaticité est évaluée pour chacun de ces illuminants. Dans le cas où l’on ne cherche à estimer qu’un seul illuminant, nous ne retenons que le mode de plus faible probabilité. C’est cette deuxième solution qui sera retenue dans la partie expérimentale, afin de comparer les résultats à ceux de méthodes mono-illuminant.

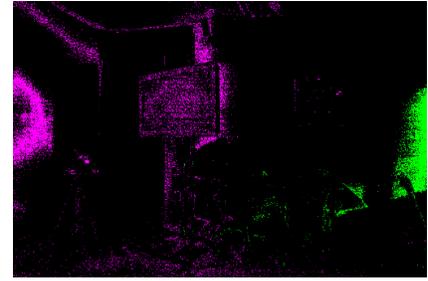
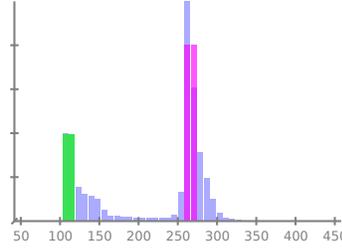
La Figure 2 illustre la détection d’illuminants multiples. Dans cette scène, un illuminant artificiel éclaire la partie gauche tandis qu’un illuminant de type lumière du jour éclaire la partie droite. L’histogramme et la carte des votes montrent les pixels sélectionnés par l’algorithme décrit ci-dessus.

4 Évaluation

La méthode est évaluée sur la base Colorchecker [7]. Cette base est composée de 568 images prises pour moitié en intérieur et pour moitié en extérieur. La vérité terrain est obtenue sous la forme d’un triplet RGB L^g grâce à une mire couleur présente dans l’image. Cette mire est masquée pour les expériences. Pour chaque image, l’erreur entre l’estimation L^e et la vérité terrain est donnée par l’équation

$$E(L^e, L^g) = \cos^{-1} \left(\frac{L^e \cdot L^g}{\|L^e\| \cdot \|L^g\|} \right).$$

Cette erreur mesure l’angle entre l’axe gris défini par la vérité terrain et celui de l’estimation. Elle ne prend donc pas en compte une différence de luminance. La table 1 fournit des statistiques sur les 568 erreurs obtenues avec différents algorithmes.



(a) Image à partir de laquelle les illuminants sont détectés. (b) histogramme des votes. L'axe des abscisses correspond à la température de illuminants couleur T dans l'échelle MIRE. (c) Pixels votant pour chacun des 2

FIG. 2: Exemple de détection multi-illuminants sur une image de la base Colorchecker (avec pour paramètres de l'algorithme $\delta = 0.01$, $\gamma = 3$ et $n = 50$).

TAB. 1: Erreurs sur la base Colorchecker calculées dans l'espace RGB de la caméra. Méthodes sans [12, 2, 1, 14] et avec [6, 8, 3] phase d'apprentissage. GM indique les méthodes de type Gamut-Mapping, et ML une méthode de maximum de vraisemblance.

Méthode	Moy.	Med.	Pire-25%
White-Patch [12]	7.5°	5.7°	16.2°
Grey-World [2]	6.4°	6.3°	10.6°
General Grey-World [1]	4.7°	3.5°	10.2°
Grey-Edge [14]	5.3°	4.5°	10.2°
GM basé pixel [6]	4.2°	2.3°	10.8°
GM basé contour [8]	6.5°	5.0°	13.6°
ML [3]	3.7°	3.0°	7.6°
Méthode proposée	4.1°	2.7°	9.6°

Détails techniques. Chaque caméra possède ses propres fonctions de sensibilité et donc son propre espace RGB. La projection sur le lieu de Planck nécessite la connaissance de cet espace. Les images sont donc converties dans l'espace RGB standard sRGB grâce au logiciel `dcraw`².

De plus, l'estimation n'est pas réalisée dans le diagramme de chromaticité rg mais dans le diagramme CIE 1960 UCS. Dans ce diagramme, la projection donnée par l'équation (3) correspond à la notion de température de couleur corrélée [15]. L'estimation de la chromaticité obtenue est ensuite reconvertie en sRGB puis dans l'espace RGB de la caméra, espace dans lequel l'erreur est calculée. Sur la base utilisée, seul un illuminant est disponible par image. L'estimation multi-illuminant n'est donc pas considérée et seul le mode le moins probable au sens de l'équation (4) est retenu. Les résultats de la Table 1 ont été obtenus avec les paramètres suivants: $\delta = 0.02$, $n = 30$ et $\gamma = 3$.

Observations. Comme le montre la Table 1, l'algorithme fournit de meilleurs résultats que toutes les

autres méthodes utilisant des statistiques bas niveau et offre des performances compétitives face aux algorithmes de l'état de l'art utilisant une phase d'apprentissage.

Remerciements. Ce projet a été partiellement financé par les projets ANR Callisto et FUI CEDCA.

Références

- [1] Kobus Barnard, Lindsay Martin, Adam Coath, and Brian Funt. A comparison of computational color constancy algorithms. *IEEE Trans. Image Process.*, 11:2002, 2002.
- [2] G Buchsbaum. A spatial processor model for object colour perception. *J. Franklin Inst.*, 310(1):1–26, 1980.
- [3] Ayan Chakrabarti, Keigo Hiraakawa, and Todd Zickler. Color constancy with spatio-spectral statistics. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 2012.
- [4] A. Desolneux, L. Moisan, and J. M. Morel. *From Gestalt Theory to Image Analysis*, volume 34. Springer-Verlag, 2008.
- [5] Graham D. Finlayson and Gerald Schaefer. Solving for colour constancy using a constrained dichromatic reflection model. *Int. J. Comput. Vision*, 42(3):127–144, May 2001.
- [6] D. A. Forsyth. A novel algorithm for color constancy. *Int. J. Comput. Vision*, 5(1):5–36, 1990.
- [7] P. V. Gehler, C. Rother, A. Blake, T. Minka, and T. Sharp. Bayesian color constancy revisited. In *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pages 1–8, 06 2008.
- [8] A. Gijsenij, T. Gevers, and J. van de Weijer. Generalized gamut mapping using image derivative structures for color constancy. *Int. J. Comput. Vision*, 86(2-3):127–139, 2010.
- [9] A. Gijsenij, T. Gevers, and J. van de Weijer. Computational color constancy: Survey and experiments. *IEEE Trans. Image Process.*, 20(9):2475–2489, 2011.
- [10] A. Gijsenij, Rui Lu, and T. Gevers. Color constancy for multiple light sources. *Image Processing, IEEE Transactions on*, 21(2):697–707, feb. 2012.
- [11] Deane B. Judd, David L. Macadam, Günter Wyszecki, H. W. Budde, H. R. Condit, S. T. Henderson, and J. L. Simonds. Spectral distribution of typical daylight as a function of correlated color temperature. *J. Opt. Soc. Am.*, 54(8):1031–1036, Aug 1964.
- [12] E.H. Land and John J. McCann. Lightness and retinex theory. *J. Opt. Soc. Am.*, 61(1):1–11, Jan 1971.
- [13] Irwin G. Priest. A proposed scale for use in specifying the chromaticity of incandescent illuminants and various phases of daylight. *J. Opt. Soc. Am.*, 23(2):41–45, Feb 1933.
- [14] J. Van De Weijer, T. Gevers, and A. Gijsenij. Edge-based color constancy. *IEEE Trans. Image Process.*, 16(9):2207–2214, 2007.
- [15] Günther Wyszecki and W. S. Stiles. *Color Science: Concepts and Methods, Quantitative Data and Formulae*. Wiley-Interscience, 2 edition, August 2000.

²<http://www.cybercom.net/~dcoffin/dcraw/>