

# 文化遺産のデジタル保存のための 光源色の変化を用いた物体表面色推定手法

川上 玲 タン, ロッピタントウィ 池内 克史

† 東京大学生産技術研究所

〒 153-8505 東京都目黒区駒場 4-6-1 駒場 キャンパス E 棟

E-mail: †{rei,robby,ki}@cvl.iis.u-tokyo.ac.jp

あらまし We introduce a novel method to eliminate the illumination color in a color image from varying illumination constraint. This technique is essential for making a proper photometric model of cultural heritages. In the context of color constancy problem, many methods have been proposed. However, there are few methods using varying illumination as a constraint. We found Finlayson et al [9] 's method applicable for natural images and extended it by utilizing planckian locus to detect the presence of noise in the input. We have done some experiments with natural images and also with textures mapped on 3D data, and discussed about accuracy and robustness of our method as well as possibility to make 3D model with accurate color information.

## 1. はじめに

現実感の高い三次元コンテンツの作成が様々な分野で求められているが、その一つに文化遺産のデジタル保存が挙げられる。デジタルデータとして保管することで、人類の財産である文化財を自然災害などによる劣化・崩壊から守り、より多くの人に公開することが可能となる。この三次元モデル作成の行程において、光学情報のモデル化には写真を使用するのが簡便かつ現実感が高い。しかしながら、物体の見え方が撮影時の光源環境の影響を受けるため、複数枚写真を使用する場合はこれらの間のコンセンサスをとらなくてはならない。

コンセンサスのとれた光学情報をカメラ画像からモデル化するためには二つの解決すべき問題が挙げられる。画像間における明るさと色の補正である。明るさの問題 [3], [11], [15] に比べ光源色の変化を考慮した補正は未だ研究されていないが、色恒常性問題の分野では光源色の推定及び除去に関して広く研究されている [4], [6], [10], [12] ~ [14]。光源色の変化を利用した手法 [2], [5], [9] は少数だがこの拘束は上述の色補正の問題に適用できる。

我々はこれらの内で、二種類の光源下での色から物体表面色を推定する Finlayson ら [9] の手法を導入しこれを拡張することで、異なる時刻に撮影された複数枚の対象物体の写真から、光学情報の整合性のとれたモデルを作成することを試みた。従来手法と比較し改善が見られたのでこれを報告する。

## 2. 複数枚の写真を用いた表面色推定法

### 2.1 画像とクロマティシティ

カメラに入射する物体からの反射光は、光源のスペクトルと物体表面のリフレクタンスの積である。このとき、カメラ

の画素値  $I_c$  は：

$$I_c = \int_{\Omega} S(\lambda)E(\lambda)q_c(\lambda)d\lambda \quad (1)$$

ただし  $S(\lambda)$  は物体表面のリフレクタンス、 $E(\lambda)$  は光源のスペクトル、 $q_c$  はカメラ応答の伝達関数であり、 $c$  はセンサのタイプ (R,G,B) を表す。積分範囲は可視光領域 ( $\Omega$ ) である。簡単化のためカメラの伝達関数が狭い周波数領域に対してのみ応答する関数 (Dirac のデルタ関数) であると仮定すると、式 (1) は

$$I_c = S_c E_c \quad (2)$$

となる (VonKries Model)。この仮定は荒っぽくはあるが強力な単純化であるため広く利用されている。またカメラ応答特性をシャープにする研究が様々になされている [1], [7], [8]。輝度の絶対値を求めることは難しく、本稿でも他のアルゴリズムと同様クロマティシティにのみ着目する。本稿では通常の CIE 定義ではなく次のように定義する。

$$i_c = \frac{I_c}{I_p} \quad (3)$$

ただし  $c$  は R,G チャンネルを表す。この定義と式 (2) より観測されるクロマティシティ  $i_c$  は

$$i_c = s_c e_c \quad (4)$$

となる。ただし  $s_c, e_c$  はそれぞれ  $S_c, E_c$  に対応するクロマティシティである。

### 2.2 Finlayson らの表面色推定 [9]

表面色の推定は式 (4) における  $s_c$  または  $e_c$  を求めることに帰着される。ここで、二種類の光源下での表面色が得ら

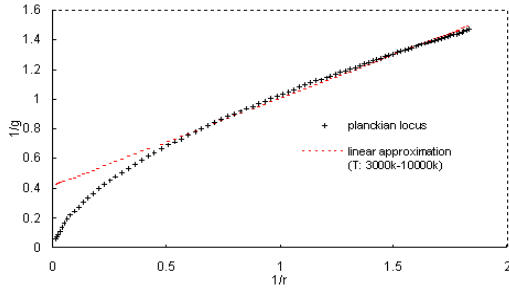


図 1 The Planckian locus plotted in inverse chromaticity space. It is clear to see the straight line assumption works well in a certain range.

れたとし、各々 $[i_{r1}, i_{g1}]$ ,  $[i_{r2}, i_{g2}]$ とする。未知のパラメタは $[s_r, s_g], [e_{r1}, e_{g1}], [e_{r2}, e_{g2}]$ である。光源の直線近似を仮定することで未知数をなくし方程式を解くことができる。

自然界の光源はほぼ全て黒体放射で近似でき、黒体放射の色軌跡を先の逆クロマティシティ平面上に描くとある範囲ではほぼ直線で近似できる(図 1)。この直線は次式のように表せる。

$$\frac{1}{e_g} = m \frac{1}{e_r} + c \quad (5)$$

ただし  $m$  は直線の傾き、 $c$  は切片でこれが 0 でないことは証明されている [9]。この関係を導入することにより、方程式が四つ、未知数が四つ ( $[s_r, s_g], e_{r1}, e_{r2}$ ) となり全ての未知数が計算可能となる。

$$i_{r1} = s_r e_{r1} \quad (6)$$

$$i_{g1} = s_g e_{g1} = s_g \frac{1}{(m \frac{1}{e_{r1}} + c)} \quad (7)$$

$$i_{r2} = s_r e_{r2} \quad (8)$$

$$i_{g2} = s_g e_{g2} = s_g \frac{1}{(m \frac{1}{e_{r2}} + c)} \quad (9)$$

### 2.3 ロバストな色推定

Filayson らの手法は有効であるがノイズに繊細であるという問題がある。特に実画像を用いた場合ノイズの影響を無視することができない。我々はノイズの存在を考慮にいれ、誤差を軽減することを提案する。概要を図 2 に載せる。まず式 (6) 以下を解き表面色のクロマティシティ  $[s_r, s_g]$  を求める。求めた表面色から次式により全ての光源下での見えを生成する。

$$i_c = s_c e_c^{plank} \quad (10)$$

ただし  $i_c$  は観測色、 $s_c$  は推定した表面色、 $e_c^{plank}$  は黒体放射の色軌跡である。生成された  $i_c$  はクロマティシティ平面上で曲線を描く。推定した表面色が正しいならば二つの入力はこの曲線上に乗るはずである。乗らない場合、入力にノイズの影響があったとし、入力のノイズを軽減させて表面色を推定し直す。二つの入力曲線に乗るまで以上を繰り返す。

入力のノイズを軽減させるには二つの解決すべき問題点が

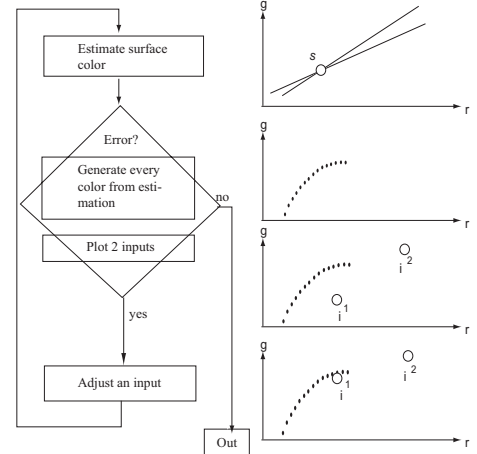


図 2 The outline of our robust estimation. The correctness of the estimated surface is checked and one of the inputs is adjusted if the estimation has an error.

ある。第一にどの入力にノイズがあるか、第二にどのチャンネルにノイズがあるか、これらが不明な点である。入力におけるノイズおよび推定結果のエラーの原因となるものは数多く考えられ、最も影響の大きなものはカメラノイズである。他にも光源の直線近似、Von-Kries Model の仮定、表面の時間変化、カメラレンズの汚れ、媒体(空気)の変化などが挙げられる。これらを考慮した場合、入力のどのチャンネルにどの程度のノイズが存在するかを決めるのは難しい。我々は簡単のために以下の二つの単純化を行う。第一の問題については、片方の入力のみを変化させることとした。輝度値の低い方がノイズの影響が大きいと考えこれを選択する。第二の問題については、単一のチャンネルのみを扱うこととした。実装においては  $g$  チャンネルを選んだ。これは  $g$  チャンネルの変化が黒体放射の色軌跡において非常に少ないため、 $g$  チャンネルの感度が高いと考えられたからである。

### 3. 実験方法

#### a) テスト画像

画像取得には 3CCD デジタルカメラの SONY DXC-9000 を使用した。ガンマ補正はオフに設定したが、カメラの輝度値と入力光の関係が線型であるか確かめるため、スペクトロメタの Photo Research PR-650 を使用した。対象物体には、相互反射を避けるため平面の多い凸物体を選んだ。光源の変化を待ち異なる時刻に対象物体を撮影した。撮影された画像内でカメラのレンジから外れた点、即ち輝度値が 10 以下又は 200 以上のピクセルは取り除いた。

#### b) 画像間の対応点探索

画像間での対応をとるため、対象物体をレンジセンサで撮影し、三次元情報とそれぞれの画像の対応をとることで画像間の対応点を求めた。三次元データとのレジストレーションには大久保らの手法 [?] を使用した。

### c) 実 装

全ての選択された対応点からクロマティシティを計算し、これを入力として全ての点での表面色及び光源色を推定した。推定された全ての光源色からその平均を計算し、これをこの時の光源色とした。具体的な色推定のアルゴリズムを以下に示す。まず Finlayson らの手法により表面色を推定した。これを初期値としエラーと判定された場合、入力を微少に変化させて入力点が生成される色軌跡の上に乗るまで計算を繰り返した。変化させる入力には輝度値の小さい方を選び、そのクロマティシティの g チャンネルを微少に増減させることで誤差の軽減を行った。増減幅は 0.01 とした。計算の終了条件は、二つの入力と生成される色軌跡上の全ての点が成す角度を用いた。成す角が 90 度以上の点があれば計算終了とした。

### d) 評 価

推定値を評価用するため、基準白色 (Photo Research Reflectance Standard model SRS-3) を用いた。これは表面のスペクトルが定数である性質を持ち、基準白色の撮影画像の色が即ち光源色となる。対象物体撮影時に基準白色を撮影しこの光源色と我々の推定値と比較した。

## 4. 結 果

図 4 は Finlayson らの手法と我々の手法の比較を示したものである。図 4.a と図 4.b が入力に使用したクロマティシティ、図 4.c は基準白色からの推定結果、図 4.d は我々の手法による結果であり、図 4.e は Finlayson らの手法による結果である。Finlayson らの手法よりも結果が向上していることが分かる。この他にも Macbeth Color Checker を使い様々な光源下で実験を行ったところ、我々の結果が常に安定なのに対し、Finlayson らの手法は、ノイズに対する脆弱性のために結果は赤にも緑にもなり得た。CIE 定義のクロマティシティ ( $\sigma_c = I_c / \sum I_i$ ) において我々の手法の平均誤差が 0.063 であったが、Finlayson らの方法では 0.11 であった。また最大誤差は我々の手法で 0.16 であるのに対し、Finlayson らのそれでは 0.32 であった。

撮影した三次元データを図 3 に載せる。また異なる日の 18 時に曇り空のもと撮影した画像を図 5,6 に示す。我々の推定結果が図 7 である。一方、基準白色により推定した結果は図 8 のようになった。我々の手法が有効であることが分かる。表 1 に推定した光源のクロマティシティ (CIE 定義) と基準白色からの結果の比較を載せる。これらは非常に近い値となった。

表 1 推定結果と真値の比較

|          | 推定結果  |       |       | 真値 (基準白色) |       |       |
|----------|-------|-------|-------|-----------|-------|-------|
|          | r     | g     | b     | r         | g     | b     |
| 画像 1 の光源 | 0.235 | 0.265 | 0.500 | 0.245     | 0.281 | 0.474 |
| 画像 2 の光源 | 0.316 | 0.306 | 0.377 | 0.293     | 0.292 | 0.415 |

## 5. ま と め

Finlayson らの手法を拡張し、よりロバストな手法を提案



図 3 Clock tower object: 3D geometric model.

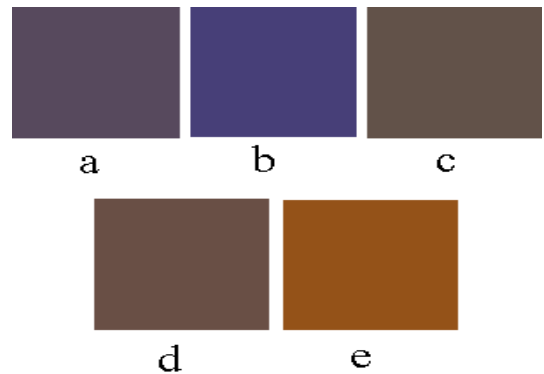


図 4 Comparison results between our proposed method and Finlayson et al.'s method. a. input 1, taken from a pixel of outdoor object illuminated by cloudy daylight at 15:00, b. input 2, taken from the same pixel location and object of image a, but illuminated by a cloudy sky at 18:00, c. the actual surface color of the pixel by utilizing the standard white reference, d. our estimated surface color, e. Finlayson et al.'s estimated surface color.

した。黒体輻射の色軌跡をエラーの判定に応用してノイズの影響を軽減させた。これにより実データへの適応が可能になった。実験から、クロマティシティの差が小さい入力に対しても、我々の手法がロバストに機能することが示された。またカメラ位置を任意に変更しても色推定が正確に行えることが分かった。

## 文 献

- [1] K. Barnard, F. Ciurea, and B. Funt. Sensor sharpening for computational color constancy. *Journal of Optics Society of America A.*, 18(11):2728–2743, 2001.
- [2] K. Barnard, G. Finlayson, and B. Funt. Color constancy for scenes with varying illumination. *Computer Vision and Image Understanding*, 65(2):311–321, 1997.
- [3] E. Beaulieu and S. Roy. Automatic relighting of overlapping textures of a 3d model. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pages 166–173, 2003.
- [4] D.H. Brainard and W.T. Freeman. Bayesian color constancy. *Journal of Optics Society of America A.*, 14(7):1393–1411, 1997.
- [5] M. D’Zmura. Color constancy: surface color from changing illumination. *Journal of Optics Society of America A.*,



Figure 5 One of the two input image, illuminated cloudy daylight at 18:00.



Figure 7 The estimated scene actual color of the image shown in Fig.??, computed using our method.



Figure 6 The other input, illuminated cloudy daylight at 18:00 in the other day.



Figure 8 The estimated scene actual color using the standard white reference.

9(3):490–493, 1992.

- [6] G.D. Finlayson. Color in perspective. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 18(10):1034–1038, 1996.
- [7] G.D. Finlayson. Spectral sharpening: what is it and why is it important. In *The First European Conference on Colour in Graphics, Image and Vision*, pages 230–235, 2002.
- [8] G.D. Finlayson, M.S. Drew, and B.V. Funt. Spectral sharpening sensor transformations for improved color constancy. *Journal of Optics Society of America A.*, 11(10):1162–1672, 1994.
- [9] G.D. Finlayson, B.V. Funt, and K. Barnard. Color constancy under varying illumination. in *proceeding of IEEE International Conference on Computer Vision*, pages 720–725, 1995.
- [10] J.M. Geusebroek, R. Boomgaard, S. Smeulders, and T. Gevers. A physical basis for color constancy. In *The First European Conference on Colour in Graphics, Image and Vision*, pages 3–6, 2002.
- [11] P. J. Neugebauer and K. Klein. Texturing 3D models of real world objects from multiple unregistered photographic views. In *Proc. Eurographics '99*, pages 245–256, Milan, September 1999.
- [12] C. Rosenberg, M. Hebert, and S. Thrun. Color constancy using kl-divergence. In *in proceeding of IEEE International Conference on Computer Vision*, volume I, page 239, 2001.
- [13] R. T. Tan, K. Nishino, and K. Ikeuchi. Illumination chromaticity estimation using inverse intensity-chromaticity space. in *proceeding of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2003.
- [14] S. Tominaga and B.A. Wandell. Natural scene-illuminant estimation using the sensor correlation. *Proceedings of the IEEE*, 90(1):42–56, 2002.
- [15] H. Unten and K. Ikeuchi. Color alignment in texture mapping of images under point light source and general lighting condition.