

# 光源色の違いを利用した単画像からのロバストな物体色推定

川上 玲<sup>†</sup> Robby T. Tan<sup>††</sup> 池内 克史<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 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

<sup>††</sup> Australian National University RSISE BLD 115, c/- NICTA office B136, Canberra ACT, 0200, Australia

E-mail: <sup>†</sup>{rei,ki}@cvl.iis.u-tokyo.ac.jp, <sup>††</sup>robby.tan@anu.edu.au

あらまし 物体の色は光源色に依存して変化する．光源色に独立な色恒常性実現のため，単画像中の光源色の違いを利用した物理モデルに基づく物体色推定手法を提案し，画像から光源色の除去を行う．本稿では特に屋外の実画像を扱うことに重点を置く．これは物理モデルに基づく従来手法では殆ど実現できなかった．本手法は画像中の影の領域と日照下の領域を用いる．これらの領域は色温度が異なり，その光源色は黒体輻射で近似できる．このことを用い光源色を推定する．屋外光源色を安定して推定するため，入力ノイズの解析を取り入れた．実画像を使用する場合ノイズの混入は不可避である．結果として従来手法よりも正確でロバストな推定が可能となった．入力が単画像で十分なため，コンピュータビジョンにおける様々な応用が期待できる．屋外の実画像を用いた実験結果は本手法の有効性を示している．

キーワード 色，色恒常性，物体色，光源変化，黒体軌跡，影

## Robust Estimation of Surface Color from Single Image Using Illumination Variance

Rei KAWAKAMI<sup>†</sup>, Robby T. TAN<sup>††</sup>, and Katsushi IKEUCHI<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Institute of Industrial Science, University of Tokyo 4-6-1 Komaba, Meguro-ku, Tokyo, 153-8505, JAPAN

<sup>††</sup> Australian National University RSISE BLD 115, c/- NICTA office B136, Canberra ACT, 0200, Australia

E-mail: <sup>†</sup>{rei,ki}@cvl.iis.u-tokyo.ac.jp, <sup>††</sup>robby.tan@anu.edu.au

**Abstract** Color appearance of an object varies due to the color of the illumination. To arrive at color constancy, we have developed a physics-based method of estimating surface colors and removing the illumination colors by utilizing illumination variance. In this paper, we focus on the use of this method to deal with outdoor scenes, since very few physics-based methods have successfully handled outdoor color constancy. Our method is based on shadowed and non-shadowed regions. Based on their difference of illumination, we estimate the illumination colors and then remove them. To reliably estimate the illumination colors in outdoor scenes, we include the analysis of noise, since the presence of noise is inevitable in natural images. As a result, compared to existing methods, the proposed method is more effective and robust to handle outdoor scenes. In addition, the proposed method requires only a single input image, making it useful for many applications of computer vision. Our implementation on outdoor objects shows significant increases in accuracy and robustness.

**Key words** color, color constancy, surface colors, varying illumination, Planckian locus, shadows

### 1. はじめに

物体の色は物体表面の分光反射率と光源の分光分布の積で決定される．従って光源の色は物体の見た目の色を大きく左右し，色情報を安定に測定することは困難である．このことはコンピュータビジョンにおける多くの問題に影響を及ぼす．近年では文化財の保護などを目的とした現実感の高いモデルの生成

が盛んだが，照明光により変化する物体の色から物体に固有な色を推定する問題が重要な課題となっている．

色恒常性は，コンピュータビジョンの重要な研究分野の一つである．色情報を用いた物体認識，画像検索，鏡面反射成分の分離，および現実感の高いレンダリングなど，多くのアルゴリズムが物体色の復元を必要とする．物体色の復元を目的とする手法がこれまでに数多く提案されている [3], [5], [7], [9] ~

[12], [15], [16], [18], [19] . これらの手法は、扱う入力画像によって Dichromatic モデルに基づく手法と拡散反射を扱う手法に大別できる . 前者 [5], [7], [10], [11], [15], [16], [18] は入力画像中に金属光沢のようなハイライトが含まれる必要があるが、後者 [3], [8], [9], [19] は拡散反射物体を対象とする .

拡散反射物体を対象とする手法のほとんどは、均等な照明下での単一画像を入力とする . これらの手法は対象とする物体色に強い制約がある . たとえば事前にデータベース化された物体色である必要がある . また入力画像中に含まれる物体色の種類が少数である場合、推定が正しく行えない [9], [19] . これに代わる手法として、光源色 (照明色) を変化させ色恒常性を実現する手法が提案された [2], [4], [8] . 光源色の変化は問題となる反面強力な制約であり、色恒常性問題を解く鍵となる . D'zamura [4] は光源の分光分布や表面の分光反射率を低次元の基底の線形和で近似し、色恒常性問題を線形的に解く手法を提案した . この手法の欠点の一つは実画像に対して推定が不安定となることが挙げられる . Finlayson ら [8] は二種類の光源下での単一の物体色を入力とし推定を行った . また、Barnard ら [2] は Retinex 理論 [14] を実装し異なる光源下での物体色を自動的に獲得して Finlayson らの手法を用い推定を行った .

本稿の目的は、単画像から光源色を推定しこれを除去して画像中の物体色を推定することである . このため、画像中の日陰及び日照下の領域を利用する . 既に従来研究により (例えば [7]) 影の領域の照明光が大気 (空) による拡散光であり、日照下の領域の照明光が空による拡散光と直射日光の混合となることが示された . 従ってこれらの色温度の違いに基づき、日陰と日照下の光源色を推定し除去する手法を提案する . 屋外光源色を安定して推定するため、ノイズの解析を取り入れた . 屋外環境で撮影された実画像では、センサノイズ、媒体 (空気) の変化、塵や塗装の色むらによる物体自体のノイズ等の混入が不可避である .

日陰及び日照下の領域を利用する本手法の推定は、照明光の変化を利用した手法 [2], [8] と類似する . 特に本手法は Finlayson ら [8] の手法を基礎とする . しかしながら、ノイズの解析と除去を追加したため Finlayson らの手法では不安定であった実画像も対応できるよう改善された . 更に、黒体軌跡を用いて色温度の範囲を考慮することで手法の適用範囲を拡大した .

本手法で必要とする仮定を以下に挙げる . 第一に光源の色は黒体輻射で近似できる . 第二にセンサの分光感度は既知でありその応答帯域は狭く鋭い . 第三にセンサは入力光量に対し線形に応答する . これらの仮定は全て色恒常性のアルゴリズムで一般的に扱われる .

以降の章立ては次の通りである . 2. 章では画像色の構成と色度の定義を述べる . 3. 1 章では表面色の推定方法に関し本手法で用いた制約について述べる . 4. 章では推定をロバストで正確にする手法を説明する . 5. 章で本手法の実装に関して述べ、実画像を用いた実験結果を示す . 最後に 6. 章で提案手法についてまとめる .

## 2. 反射モデル

### a) 画像の色

デジタルカメラのような線形なデバイスで拡散反射物体を撮影した場合、その画素値  $I_c$  は次式のように表せる .

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

ただし  $S(\lambda)$  は物体表面の分光反射率、 $E(\lambda)$  は光源の分光分布、 $q_c$  はカメラの分光感度特性であり  $c$  はセンサの種類を表す ( $c = \{R, G, B\}$ ) . 積分範囲は可視光領域 ( $\Omega$ ) である . このモデルではカメラのノイズやゲインは無視されている . 分光感度特性が非常に狭い周波数帯に限られ、Dirac のデルタ関数で近似できると仮定すると、式 (1) は次式のように単純化される .

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

ただし  $S_c = S(\lambda_c)$ 、 $E_c = E(\lambda_c)$  である . 特性がデルタ関数で近似できない場合はカメラシャープニング [1], [6] を用いる .

### b) 色度

Finlayson ら [8] に従い本稿では色度 (クロマティシティ) を次式のように定義する .

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

ただし  $c = \{r, g\}$  である . 本定義を用いる利点は、色度空間で式 (2) の関係が依然成立し、次式のように単純に表現される点である .

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

ただし  $s_c, e_c$  はそれぞれ  $S_c, E_c$  に対応する色度であり、 $s_c$  を物体色の色度、 $e_c$  を光源色の色度と呼ぶ .

### c) 黒体輻射

本稿では他の多くの手法と同様自然 (屋外) 光源の分光分布を黒体輻射で仮定する . 黒体輻射は Planck によって次式のように定式化された .

$$M(\lambda) = c_1 \lambda^{-5} [\exp(c_2/\lambda T) - 1]^{-1} \quad (5)$$

ただし  $c_1, c_2$  は定数で、それぞれ  $3.7418 \times 10^{-16} (\text{Wm}^2)$ 、 $1.4388 \times 10^{-2} (\text{mK})$ 、 $\lambda$  は波長 (m)、 $T$  は温度 (K) である . 次式のように既知の分光感度特性と組み合わせることで分光分布から対応する画素値が得られる .

$$I_c = \int_{\Omega} M(\lambda, T)q_c(\lambda)d\lambda \quad (6)$$

上式における温度  $T$  の変化によって、黒体輻射が色度空間上に描く軌跡を黒体軌跡と呼ぶ .

## 3. 物体色の推定

物体色の推定問題は式 (4) より、画像色度  $i_c$  から物体色の色度  $s_c$  と光源色の色度  $e_c$  を分離する問題に帰着される (ただし  $c = \{r, g\}$ ) . しかし式 (4) は二つの既知変数 ( $i_r, i_g$ ) に対し四つ

の未知変数 ( $s_r, s_g, e_r, e_g$ ) を含み不良設定問題であるため、これを解くには新たな制約を導入する必要がある。本稿では二種類の光源下での色度が既知とすることで制約を設ける。すなわち式 (4) を、

$$i_c^1 = s_c e_c^1 \quad (7)$$

$$i_c^2 = s_c e_c^2 \quad (8)$$

のように拡張する。この制約により既知変数四つ ( $i_r^1, i_g^1, i_r^2, i_g^2$ ) に対し未知変数が六つ ( $s_r, s_g, e_r^1, e_g^1, e_r^2, e_g^2$ ) に減少する。

未知変数を四つにまで減少させ、問題を完全に良設定とするため、光源色の色度  $e_r^i$  と  $e_g^i$  の関係を更に制約として導入する。幸運にも 2. 章 c) より屋外の自然光が黒体輻射で近似できるため、黒体軌跡から  $e_g^i = f(e_r^i)$  というモデル化を行う。ここでの  $f$  は黒体軌跡によるモデルであり、 $i = \{1, 2\}$  である。この制約の導入の結果、未知変数は結局 ( $s_r, s_g, e_r^1, e_r^2$ ) の四つとなり、物体色推定問題は良設定問題となり得る。

本章では以下に、問題を良設定とするのに十分な  $e_r$  と  $e_g$  の関係のモデル化について吟味し、又二種類の光源下での色を単画像からどのように得るのかについて議論する。

### 3.1 光源色のモデルと同一物体色の判別

Planck の式 (5) より Marchant ら [20] は黒体軌跡が次のように近似できる事を示した。

$$e_r = e_g^A \quad (9)$$

ただし  $A = \left(\frac{1}{\lambda_R} - \frac{1}{\lambda_B}\right) / \left(\frac{1}{\lambda_G} - \frac{1}{\lambda_B}\right)$  でカメラの分光感度特性によって決定され、 $\lambda_c$  は分光感度の集中する波長 ( $c = \{R, G, B\}$ )、 $e_r, e_g$  は黒体輻射光源の色度である。図 1 に黒体軌跡と式 (9) による曲線が殆ど重なることを示す。式 (9) を式 (7)(8) に代入すると、

$$i_r^1 = \frac{s_r}{(s_g)^A} (i_g^1)^A \quad (10)$$

$$i_r^2 = \frac{s_r}{(s_g)^A} (i_g^2)^A \quad (11)$$

となる。同じ物体色  $s_r, s_g$  を有することは、光源が異なっても同じ値を有する、即ち  $(i_r^1 / (i_g^1)^A = i_r^2 / (i_g^2)^A)$  が成立することを意味する。したがって異なる色度が同一物体色であるかどうかを判別できる [20]。

冒頭で、 $e_r$  と  $e_g$  の関係のモデル化により物体色の推定問題を良設定問題とし得ることを述べたが、式 (10)(11) は線形従属であり、未知変数  $s_r, s_g$  の絶対的な値を決定できない。したがって物体色が同一であるかの判定に Marchant らのモデルを用い、物体色の推定には 3.2 節で議論するモデルを用いる。

### 3.2 光源色の直線近似

Marchant らによる黒体輻射光源の近似式では線形独立な方程式が十分に導出できないため、以下に示す Finlayson ら [8] による直線近似を利用する。Finlayson らは色度の逆数空間 ( $1/e_r, 1/e_g$ ) で自然光源色が次のように直線で近似できると仮定した。

$$\frac{1}{e_g} = m \frac{1}{e_r} + c \quad (12)$$

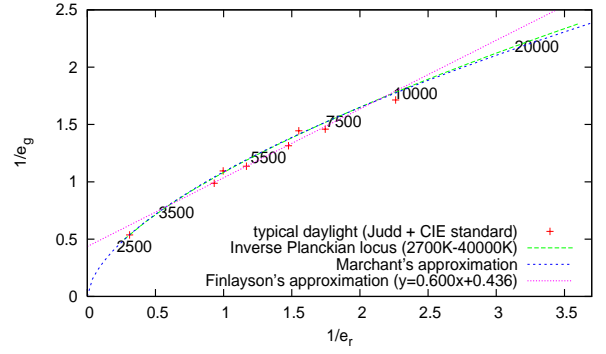


図 1 Illumination Models: typical daylight, Planckian locus, Finlayson et al.'s straight-line approximation.

Finlayson らの手法では  $m$  及び  $c$  の値は定数であり、事前に計算される。図 1 の赤線がこの直線近似を表す。この式 (12) を式 (7)(8) に代入することで、二つの線形独立な方程式が得られる。

$$s_g = \left(m \frac{i_g^i}{i_r^i}\right) s_r + i_g^i c \quad (13)$$

ただし  $i = \{1, 2\}$  である。 $s_r, s_g$  は式 (13) によって生成される二つの直線の交点として求まる [8]。

ここで、直線近似はある色温度の範囲にしか適用されないことに注目されたい (図 1)。例えば、本手法は光源  $e_c^1$  の色温度が 2500K で、光源  $e_c^2$  の色温度が 8000K の場合には適用できない。実際には図 1 に示したように黒体軌跡は曲線を描くからである。

### 3.3 日照と日陰の利用

単画像から二種類の光源下での色度を得るために日照と日陰を利用する。屋外で日照下の物体の色温度と日陰下の物体の色温度は通常異なる。屋外の光源には日光と空の二種類が存在し、日光を  $E^{solar}(\lambda)$ 、空を  $E^{sky}(\lambda)$  とすれば、日照下の物体を照らす光源の色  $E^{sun}(\lambda)$  および日陰の光源  $E^{shadow}(\lambda)$  は、

$$E^{sun}(\lambda) = E^{solar}(\lambda) + E^{sky}(\lambda) \quad (14)$$

$$E^{shadow}(\lambda) = E^{sky}(\lambda) \quad (15)$$

と表せる。 $E^{sun}(\lambda)$  はもちろん、 $E^{shadow}(\lambda)$  も黒体輻射のスペクトルで近似できる [7], [13]。したがって、画像中の物体に日照下の部分と日陰の部分があれば、二つの異なる光源下での物体の色が単画像中に存在することになり、3.2 の手法を用いて物体色を推定することができる。

## 4. 物体色推定のロバスト性の向上

### 4.1 問題点

3.2 節で述べた Finlayson らの物体色推定は整然とした手法でありながら、次のような二つの問題を含む。第一の問題はノイズを無視していること、第二は直線近似におけるパラメタ (式 (12) の  $m$  と  $c$ ) が固定されることである。

#### d) ノイズ

物体色は式 (13) で生成される二直線の交点として求まるが、入力誤差 (入力ノイズ) がある場合二直線の傾きと切片が変化

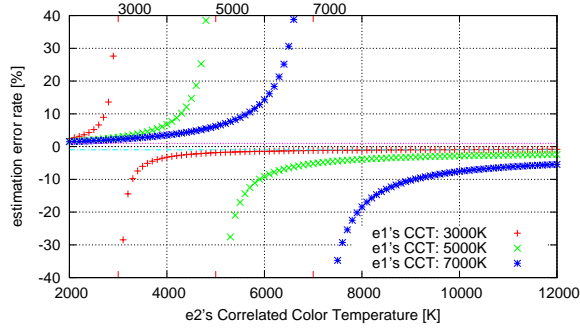


図2 Simulating the effect of noise in estimating the surface chromaticity.

するため、交点の誤差は入力誤差よりも拡大し得ると予想される。以下に入力誤差が推定結果にどの程度深刻な影響をもたらすかを定量的に述べる。仮に  $i_r^1$  に誤差が存在した場合を例にとる ( $g$  成分に誤差が存在した場合についても以下と同様の議論が展開できる。) 真の  $i_r^1$  に誤差が含まれ  $i_r^1 + \Delta i_r$  が観測されたとし、その結果物体色の推定値が真値  $s_r$  から  $s_r + \Delta s_r$  に変化したとすると、推定誤差率  $\Delta s_r / s_r$  は (詳しい導出は付録 A を参照されたい)

$$\frac{\Delta s_r}{s_r} \cong \frac{\Delta i_r}{i_r^1} \frac{1}{\left(1 - \frac{e_r^1/e_r^2}{e_g^1/e_g^2}\right)} \quad (16)$$

と計算され、光源  $e^1$  と  $e^2$  の色温度の差が僅かなほど誤差率が上昇することが分かる。更に数値的に評価するため式 (16) で光源  $e^2$  の色温度以外の変数を固定し、推定誤差率の変化の度合いを調べた。結果を図 2 に示す。ただし  $e^1$  の色温度は 3000K, 5000K, 7000K とし、 $\Delta i_r / i_r^1$  を 1% とした。図 2 の赤線が 3000K, 緑が 5000K, 青が 7000K の結果に対応する。

図 2 が示すように、殆どの状況で推定誤差が倍以上に拡大する。推定誤差を抑えるには  $e^1$  と  $e^2$  の間に大きな色温度差が必要となるが、このような大きな色温度の範囲では 3.2 で述べたように光源の直線近似が成立せず、実際には推定誤差が拡大する。即ち、一般的な入力の場合の殆どの状況で推定誤差が拡大する。

#### e) 固定パラメタ

光源の直線近似における傾きと切片 (式 (12) の  $m$  と  $c$ ) は、Finlayson らの手法では Judd ら [13] の光源及び CIE 標準光源等の離散的なデータから最小二乗法で計算された固定パラメタであった。パラメタを固定すると、直線近似から外れた光源下でのデータを扱うことができない。たとえば、2500K の色温度を持つ光源下で撮影したデータを使用した場合がそれである。図 1 に示したように、Finlayson らの直線は 2500K の光源色の色度を通過しない。このため推定を正確に行うことができない。

#### 4.2 ロバスト性の向上

4.1 で述べた問題点を解消するため、筆者らはまず二つの光源の色温度が近い場合にも推定を正確に行うため、ノイズの影響をできる限り除去する方法を提案する。第二に手法の適用範囲を拡張するため、光源の色温度の範囲を可変にし、最適な直線近似のパラメタを求める方法を提案する。第一の提案手法を

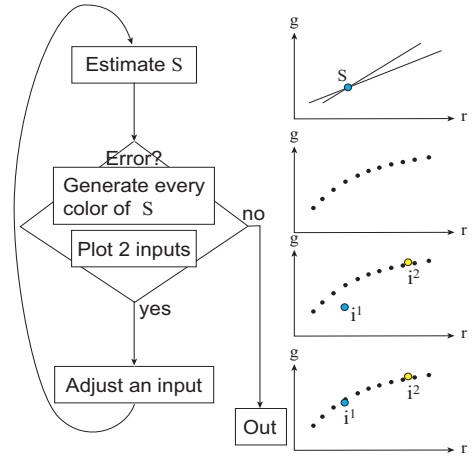


図3 The outline of noise reduction and thus our robust framework.

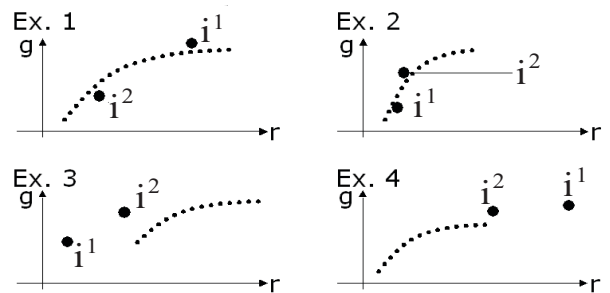


図4 The examples of the distance between the two image chromaticities and the generated possible image chromaticities based on the Planckian locus.

本節で説明し、第二の手法を 4.4 で説明する。

#### f) ノイズ除去

ノイズ除去によるロバスト推定のアルゴリズムを図 3 に示す。まず、日照下と日陰から得られた二つの画像色度 ( $i_c^1, i_c^2$ ) から、式 (13) を解き、物体色の色度 ( $s_c$ ) を得る (図 3 の右上の図に相当。) 次に、推定された物体色の色度と黒体軌跡の色度より、全ての光源下での画像色度を生成し、色度空間にプロットする。(図 3 の点線で描かれた曲線。) 数式的には次のように表される。

$$i_c^{planck} = s_c e_c^{planck} \quad (17)$$

ただし  $e_c^{planck}$  は黒体軌跡の色度、即ち自然光源の全ての色である。 $s_c$  は推定された物体色の色度、 $i_c^{planck}$  は生成される画像色度を表す。

第三に、推定された物体色が正しいかどうかを次のように判定する (図 3 の三段目の図に相当。) 推定が正しい場合、入力画像色度 ( $i_c^1, i_c^2$ ) は生成された曲線上に存在する。推定が誤った場合は曲線上に存在しない。例を図 4 に示す。Ex.1 や Ex.2 では曲線上に入力が存在するが、Ex.3 や Ex.4 では推定が誤ったために曲線上に無い。曲線上に入力が存在するかどうかの判定には曲線と入力点とのユークリッド距離を用いる。第四に、推定が正しい場合は処理を終え結果を出力する。誤っていると判断された場合、二つの入力の両者又はいずれかにノイズが存在するのでこれを除去する。ノイズの除去は入力色度の位置を僅

かに変化させることで行う。入力調整の後、再度物体色の推定を行い推定が正しいと判定されるまで処理を繰り返す。

#### 4.3 入力色度の調整

4.2節f)で、入力色度の位置を僅かに変化させノイズの除去を実現すると述べたが、ここで二つ問題が生じる。第一に二つの入力色度の内どちらに誤差が多く含まれるかを決定する必要がある。これは二つの入力の内片方しか調節を行えないという理由により生ずる。両方の入力を調節した場合曖昧性が生じ解が幾通りも存在してしまう。両方の入力色度 $(i_c^1, i_c^2)$ にノイズ $(\Delta i_c^1, \Delta i_c^2)$ が含まれるとすると、式(10)(11)より導かれる条件 $i_r^1/(i_g^1)^A = i_r^2/(i_g^2)^A$ は各ノイズの影響により成立しない。しかし両方の入力色度を調節すると、 $i_r^1/(i_g^1)^A = i_r^2/(i_g^2)^A$ が成立し、あたかもノイズが無いように見えるが実際には $\Delta i_c^1$ と $\Delta i_c^2$ が零でない状態が幾通りも存在する。

従って、筆者らは二つの入力色度の内の片方のみを選択し調節を行うこととした。実装では輝度値の低い方を選択した。この制約には二つの利点がある。一つは曖昧性の問題が消え処理が必ず終了すること、もう一点は処理の高速化である。

第二の問題は、調節する際の方向である。この問題は入力ノイズのランダム性に起因し、ノイズの正負及びその所在が不明である。この問題を解決するため、我々はまず調節する方向、即ち色度空間の $r$ 軸方向か $g$ 軸方向のいずれを選択するかを次式により決定する(詳しい導出は付録Bを参照されたい。)

$$\frac{(i_r^2 - i_r^1)}{(i_g^2 - i_g^1)} \frac{i_r^1/i_r^2}{i_g^1/i_g^2} > 1 \quad (18)$$

もしこの式の左辺が1より大きい場合、 $\Delta i_g/i_g$ は推定に関してより大きな影響を及ぼすため、入力色度を $g$ 軸方向に調節する。左辺が1より小さい場合は $r$ 軸方向に調節する。軸方向の正負は、4.2節で述べた反復処理の中で距離が小さくなる方向に調節を行う。

#### 4.4 色温度範囲の調整

Finlaysonらの手法の第二の主要な問題点として既に述べたように、光源の直線近似はある色温度の範囲にしか適用できない。そこで筆者らは直線の傾きと切片のパラメタを可変にすることで適用範囲を拡張し、4.2の反復計算に追加した。

パラメタを可変にするため、色温度範囲を次のように反復的に変化させる。初期値として狭い色温度間隔をとり、低い色温度から始める(実際には1800Kから間隔が500Kずつ)。設定範囲でパラメタ $m, c$ を計算し物体色推定を行った後、式(17)より $i_c^{plank}$ を生成する。次第に始点の色温度をずらし、ある温度に達するまでこの処理を行う(実装では10000Kとした)。更に色温度の間隔を徐々に拡大し同様の処理を行って、入力点と生成される曲線 $i_c^{plank}$ との距離が最小のものを探す。基本的にこのアルゴリズムは、入力点と曲線の最小距離を生成する最小色温度間隔を探す。

このアルゴリズムをFinlaysonらの手法と比較するためシミュレーション実験を行った。Macbethカラーチャートの青色と2000K及び3000Kの光源を使用した。CIE定義による色度で光源色(2000K,3000K)の真値は(0.684,0.246)及び

(0.507,0.310)であった。Finlaysonらの推定結果(0.483,0.304)及び(0.266,0.305)に対し、我々の結果が(0.714,0.224)及び(0.529,0.304)となり、結果が格段に向上した。

## 5. 実装及び実験結果

### 5.1 実装

提案手法の実装方法を以下に示す。影を含む入力画像から(例を図5.(a)に示す)、式(3)より画像色度を計算する。次に影領域とそれ以外の領域から同じ $(s_r/(s_g)^A)$ を持つ、即ち同一物体色を有する画素を探索する。図5.(b)は $(s_r/(s_g)^A)$ の値を画像化したものである。この値を色度空間にプロットすると、図6.(a)に示すようなクラスタが得られる。青線が同じ $(s_r/(s_g)^A)$ の値を表し、即ち同じ物体色を意味する。

$(s_r/(s_g)^A)$ の値が得られると、図6.(a)の青線上の点を解析することで、同一の $(s_r/(s_g)^A)$ の値を有する異なる画像色度 $(i_c)$ 、即ち影領域と影以外の領域からの画像色度が二つ以上得られる。青線上の点についてヒストグラムをとると、図6.(b)の赤線が得られる。この図に示されるように、ヒストグラムには二つの山が存在する。左の山が第一光源下での色度(影領域)、右の山が第二光源下での色度(影以外の領域)を表す。二つの山を検出することで、同一物体色の二種類の光源下での色度が得られる。これらを入力値として、4.2章で提案した手法により光源色を推定する。

光源色が推定された後、画像中の全ての点に対し、物体色を求める。これは次のような簡単な方法で行われる。図6.(b)より影領域と影以外の領域を表す二つの山が得られるため、これらの山に応じて画素をクラスタ化し、全ての画素をどちらかの領域に属させる。領域分けの結果を図5.(c)に示す。青い点群が影の領域を表し、赤い点群が影以外の領域を表す。光源を除去した結果を図6.(b)の緑線で示した。赤線のヒストグラムが二つ山を持つのに対し、緑線では山が一つになっている。

### 5.2 実験結果

#### g) 実験環境

実画像を用い数種類の実験を行った。カメラはSONY DXC-9000プログレッシブ3 CCDデジタルカメラ及びNikon-D1デジタルカメラの二種類を使用し、ガンマ補正をオフに設定した。更にMacbethカラーチャートを用い、カメラが入力光量に対し線形に応答するかを確認した。相互反射を避けるため、平面体や凸面体を使用した。画像中の上下のサチュレーションを起こした画素は処理から除外した。評価には、同じカメラで撮影した標準白色板(Photo Research社 Reflectance Standard model SRS-3)の画像色度の平均値を計算し、推定した光源色の色度と比較した。

#### h) 評価

Macbethカラーチャートを使用し数種類の実験を行った。内、緑色の物体色を曇り空の下16:30及び17:30に撮影した実験では、標準白色の画像色度が各(0.403,0.310)及び(0.456,0.305)であった。Finlaysonらの手法では光源色の色度は(0.525,0.288)及び(0.533,0.285)と推定された。本手法による推定結果は(0.401,0.324)及び(0.409,0.322)となった。三十



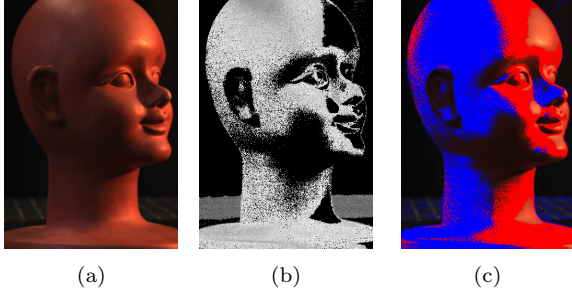


図5 Result of indoor experiment, by using artificial lights.

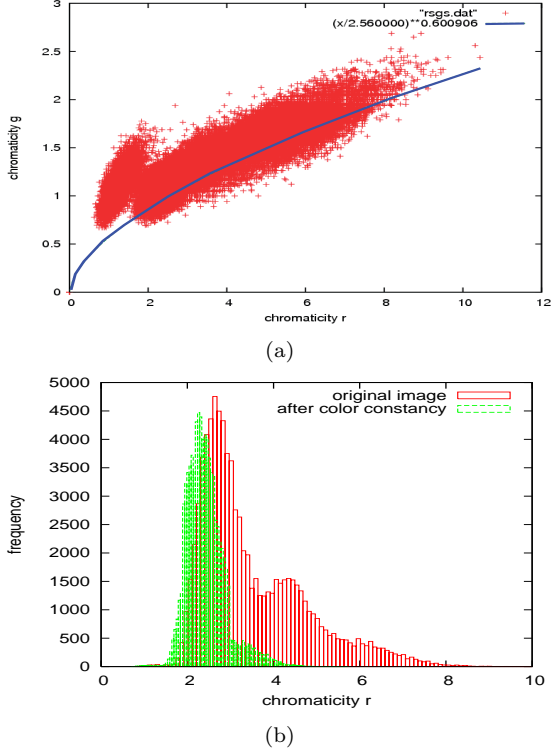


図6 (a) Points which has the same value of  $(s_r/s_g^A)$  plotted in rg-space. (b) Comparison results between the histogram of input image chromaticities and that of output image chromaticities in red channel

種類の実験結果から、本手法及び Finlayson らの手法の平均誤差、最大誤差を計算し比較した。これを表 1 に示す。表に載せた誤差は CIE の標準定義の色度を用いて算出した。本手法により、従来手法よりも正確でロバストな結果を得ることができる。

#### i) 屋外光源下の実画像

入力画像を図 7.(a) に示す。図 7.(b) は入力画像の色度を表す。図 7.(c) は  $(s_r/s_g^A)$  の値を一次元の画像で表したものである。輝度値が同じ部分は  $(s_r/s_g^A)$  が等しい、即ち同一の物体色を有する。入力画像の色度 (図 7.(b)) と  $(s_r/s_g^A)$  の値より影領域に属する画素と影以外に属する画素に分割した。図 7.(d) の青い点は選択された影領域の画素を表し、赤い点は影以外の領域の画素を表す。ただし影領域の領域分割が本稿での目的ではないことに注意されたい。赤い点と青い点は光源色の推定にのみ使用された (即ち正確に画素をクラスタリングする必要はない)。図 7.(e) は入力画像から光源色を除去した結果であり、図

表 1 Comparison of estimated illumination chromaticities between the result from our method and Finlayson et al.'s method.

	Average Error	Maximum Error
Our Estimation	0.063	0.16
Finlayson et al.'s Estimation	0.11	0.32

7.(f) はその画像色度を表す。図 7.(b) では影の領域で色度に変化しているのに対し、(f) では光源色の影響が除去され色度が統一されていることが分かる。

## 6. 結 論

影を利用し、単画像から物体の物体色を推定する手法を提案した。本稿の寄与は特に、屋内に比べて多様な外乱を含む屋外の実画像にも適用可能な、ロバストで正確な手法の開発にある。その基本となる着想はノイズの除去と光源の直線近似における最適なパラメタの決定である。実画像を用いた実験結果は本手法の有効性を示している。

### 付録 A

式 (13) より物体色の色度  $s_r$  は、

$$s_r = \frac{i_r^1 i_r^2 (i_g^2 - i_g^1) c}{i_r^2 i_g^1 - i_r^1 i_g^2} \frac{c}{m} \quad (19)$$

と表される。入力色度  $i_r^1$  に誤差  $\Delta i_r^1$  が付加された場合、物体色の推定結果は  $s_r + \Delta s_r$  と変化する。

$$s_r + \Delta s_r = \frac{(i_r^1 + \Delta i_r^1) i_r^2 (i_g^2 - i_g^1) c}{i_r^2 i_g^1 - (i_r^1 + \Delta i_r^1) i_g^2} \frac{c}{m} \quad (20)$$

これより、推定誤差率  $\Delta s_r/s_r$  は、

$$\frac{\Delta s_r}{s_r} = \frac{\Delta i_r^1}{i_r^1} \frac{1}{1 - \frac{i_r^1/i_g^1}{i_r^2/i_g^2} - \frac{\Delta i_r^1/i_r^1}{i_r^2/i_g^2}} \quad (21)$$

ここで  $\Delta i_r^1/i_r^1 \ll 1$  より、上式は次式のように変形される。

$$\frac{\Delta s_r}{s_r} \approx \frac{\Delta i_r^1}{i_r^1} \frac{1}{1 - \frac{i_r^1/i_g^1}{i_r^2/i_g^2}} = \frac{\Delta i_r^1}{i_r^1} \frac{1}{1 - \frac{e_r^1/e_g^1}{e_r^2/e_g^2}} \quad (22)$$

### 付録 B

付録 A と同様の導出により、 $i_g^1$  に誤差  $\Delta i_g^1$  が含まれた場合の推定結果の誤差率は、

$$\frac{\Delta s_r}{s_r} \approx -\frac{\Delta i_g^1}{i_g^1} \frac{1}{1 - \frac{i_r^1/i_g^1}{i_r^2/i_g^2}} \frac{(i_r^2 - i_r^1) i_r^1/i_r^2}{(i_g^2 - i_g^1) i_g^1/i_g^2} \quad (23)$$

$$\approx -\frac{\Delta i_r^1}{i_r^1} \frac{(i_r^2 - i_r^1) i_r^1/i_r^2}{(i_g^2 - i_g^1) i_g^1/i_g^2} \quad (24)$$

即ち、 $r$  の誤差率  $\Delta i_r^1/i_r^1$  と  $g$  の誤差率  $\Delta i_g^1/i_g^1$  が等しくとも、推定結果への影響の大きさは  $\frac{(i_r^2 - i_r^1) i_r^1/i_r^2}{(i_g^2 - i_g^1) i_g^1/i_g^2}$  という値に依存して異なる。

## 文 献

- [1] K. Barnard, F. Ciurea, and B. Funt. Sensor sharpening for computational color constancy. *Journal of Optics Society*

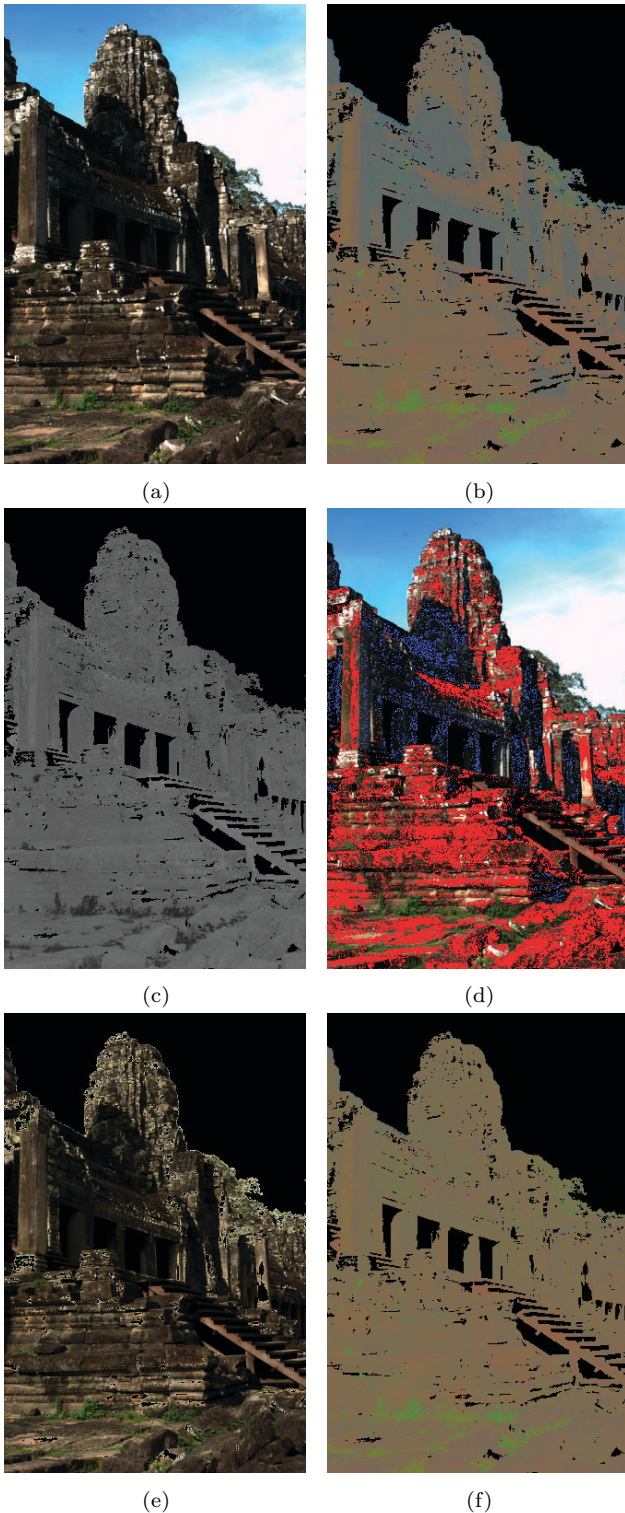


Fig 7 Results of outdoor experiment: (a) input image (b) input chromaticity (c) the image of the values of  $(s_r/(s_g)^A)$  (d) the shadowed (blue) and non-shadows (red) pixels of the same surface chromaticity (e) the result of color constancy (f) the result in chromaticity.

- 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] D.H. Brainard and W.T. Freeman. Bayesian color constancy. *Journal of Optics Society of America A.*, 14(7):1393–1411, 1997.
  - [4] M. D’Zmura. Color constancy: surface color from changing illumination. *Journal of Optics Society of America A.*, 9(3):490–493, 1992.
  - [5] M. D’Zmura and P. Lennie. Mechanism of color constancy. *Journal of Optics Society of America A.*, 3(10):1162–1672, 1986.
  - [6] 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.
  - [7] G.D. Finlayson and B.V. Funt. Color constancy using shadows. *Perception*, 23:89–90, 1994.
  - [8] 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.
  - [9] G.D. Finlayson, S.D. Hordley, and P.M. Hubel. Color by correlation: a simple, unifying, framework for color constancy. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(11):1209–1221, 2001.
  - [10] G.D. Finlayson and S.D. Hordley. Color constancy at a pixel. *Journal of Optics Society of America A.*, 18(2):253–264, 2001.
  - [11] B.V. Funt, M. Drew, and J. Ho. Color constancy from mutual reflection. *International Journal of Computer Vision*, 6(1):5–24, 1991.
  - [12] 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.
  - [13] D.B. Judd, D.L. MacAdam, and G. Wyszecky. Spectral distribution of typical daylight as a function of correlated color temperature. *Journal of Optics Society of America*, 54(8):1031–1040, 1964.
  - [14] E.H. Land and J.J. McCann. Lightness and retinex theory. *Journal of Optics Society of America*, 61(1):1–11, 1971.
  - [15] H.C. Lee. Method for computing the scene-illuminant from specular highlights. *Journal of Optics Society of America A.*, 3(10):1694–1699, 1986.
  - [16] H.C. Lee. Illuminant color from shading. In *Perceiving, Measuring and Using Color*, page 1250, 1990.
  - [17] Y. Ohta and Y. Hayashi. Recovery of illuminant and surface colors from images based on the CIE daylight. in *proceeding of the Third European Conference on Computer Vision*, 1994
  - [18] R. T. Tan, K. Nishino, and K. Ikeuchi. Color constancy through inverse intensity-chromaticity space. *Journal of the Optical Society of America A (JOSA A)*, 21(3):321–334, 2004.
  - [19] S. Tominaga and B.A. Wandell. Natural scene-illuminant estimation using the sensor correlation. *Proceedings of the IEEE*, 90(1):42–56, 2002.
  - [20] J.A. Marchant and C.M. Onyango. *Shadow-invariant classification for scenes illuminated by daylight*. *Journal of Optics Society of America A.* 17(11):1952–1961, 2000.