

光源環境の変化を利用した物体の色推定

川上 玲[†] タン, ロッビタントウイ[†] 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 カラー画像における光源の影響の除去は、様々な分野において欠かせない。これまで多くの手法が提案されてきたが、光源の変化を制約として利用する手法は少ない。筆者らは異なる光源下での二枚の画像のピクセル値を利用した Finlayson らの手法 [10] に着目し、この手法における基準光源を可変にすることで、ノイズの有無の判定および除去を行った。実データにおける実験、さらに三次元データにマッピングされたテクスチャを使用した実験を行い、本手法の有効性を検証するとともに、正確な色情報を有する三次元データモデル生成についての可能性を検討する。
キーワード 色, 色恒常性, 表面色, 光源変化, 黒体輻射光源分布, テクスチャ

Color Constancy from Illumination Changes

Rei KAWAKAMI[†], Robby T. TAN[†], and Katsushi IKEUCHI[†]

[†] Institute of Industrial Science, University of Tokyo

4-6-1 Komaba, Meguro-ku, Tokyo, 153-8505, JAPAN

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

Abstract Elimination of illumination color in color images is essential for various fields in computer vision. Many methods have been proposed to solve it, however there are few methods employing varying illumination as a constraint. We found Finlayson et al. 's method [10] applicable for natural images, and extended it by making the reference illumination variable. To evaluate our method, we have conducted a number of experiments with natural images and also with textured images mapped on 3D data. The evaluation shows that the method has higher accuracy and robustness compared to the previous method.

Key words color, color constancy, varying illumination, Planckian locus, texture

1. はじめに

近年三次元コンテンツの作成が盛んになっており、より現実感の高いモデル化が様々な分野において求められている。モデル作成の行程において、三次元モデル生成やカラー画像のマッピングに加え、カラー画像における光源の影響の除去はより正確な色情報を持つモデルを生成するためには欠かせないプロセスである。

物体の色は、物体表面のリフレクタンスと光源の SPD(Spectral Power Distribution) の積で決まる。光源の影響の除去はこの物体表面のリフレクタンスを求めることに相当し、Color constancy あるいは色恒常性と呼ばれる。

Color constancy は、色情報のモデル化のみならず多くの分野に適用でき、広く研究されている。色情報を用いた物体認識や画像検索、鏡面反射成分の除去および現実感の高いレンダリングなど、多くのコンピュータビジョンにおけるアルゴリズム

が物体の真の色を必要とする。多くの手法がこれまでに発表されてきたが [3], [5], [6], [9], [11] ~ [16], [19] ~ [24], これらが基盤とするアルゴリズムによってこれらの手法は二つに大別できる。Dichromatic based と Diffuse based である。Dichromatic based の手法 [5], [9], [12] ~ [14], [19], [20], [22] では、入力にスペキュラのある物体が含まれていなければならない。一方 Diffuse based の手法 [3], [6], [11], [21], [23], [24] はこれを必要としない。

ほとんどの Diffuse-based の手法は単一光源下での単一画像を入力としている。これらの手法は実用的であるが、統計学的見地に基づいているため、表面色のデータベースを作成する必要があるなど、入力画像内に豊富な種類の色が含まれる必要があるなどの制限がある [11], [21], [23], [24]。一方、光源を変化させる手法は研究例が少ない [2], [4], [10] が、光源を変化させることによる制約は非常に強力であり、観測する色が変化してしまうという問題を、それらの表面色を解く解法へと変化させることができる。

D'zamura [4] は光源を幾つかの基底の線形和で近似的に表し、これを用いた手法を提案した。この手法の欠点は実データに対してロバストでないことである。Finlayson ら [10] は二種類の光源下での単一表面の色を入力に用いる手法を提案した。また、Barnard ら [2] は Retinex Algorithm [18] を実装し、自動的に異なる光源下での物体の色を算出し、Finlayson らの手法を適用した。

本稿の目的は、光源を変化させて得られた二枚の画像から物体の真の色を求めることにある。そのため Finlayson ら [10] の手法を拡張し、実データに対しても正確な推定ができるようノイズの処理を加えた。Finlayson らの手法では基準とする光源が固定であったが、これを可変にし、ノイズの有無を判定する。ノイズがある場合は除去し、そうでなければ無視する。

2. 理論的背景

2.1 光源変化による画像間のクロマティシティの遷移

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 は式 (1) のように表せる。

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

$S(\lambda)$ 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 (Ω) 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。

カメラ特性が Dirac のデルタ関数、つまり狭い周波数領域に対してのみ応答すると仮定すると、式 (1) は式 (2) のように単なる積となる。

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

もしカメラ応答特性がデルタ関数でない場合はカメラシャープニングのアルゴリズム [1], [7], [8] を使う。

本稿では色の比率に関する推定にのみ着目するため、RGB 空間からクロマティシティ平面への変換を行い、これのみを扱う。クロマティシティとは RGB の比のことで式 (3) のように定義される。

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

ただし、 c は R, G チャネルを表す。

この定義と式 (2) より、観測されるクロマティシティ σ_c は次の式 (4) のように光源とリフレクタンスの積として表せる。

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

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

式 (4) が成り立つとき、ある光源下でのクロマティシティから別の光源下でのクロマティシティへの遷移は対角行列で表すことができ、式 (5) のように書ける。 σ_c^1, σ_c^2 はそれぞれ光源 e^1, e^2 下でのクロマティシティである。

$$\begin{bmatrix} \sigma_r^2 \\ \sigma_g^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_r^2/e_r^1 & 0 \\ 0 & e_g^2/e_g^1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_r^1 \\ \sigma_g^1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

2.2 黒体輻射光源分布 (Planckian locus)

実世界における光源は、種類や範囲が限られている。仮想的にはどんな光源でも作り出すことができるが (例えば緑や紫)、このような光は実世界には存在しない。よって光源色の推定を行う場合、このような解を除外し存在し得る光源の中から解を探索した方が効率がよく解も求まりやすい。

実世界の光源を記述したものの一つに Planckian locus がある。Planckian locus は太陽光の色軌跡であるが、空の色もこれでよく近似できることが多くの論文の中で実験的に示されている [12], [17]。

Planckian locus とは、黒体輻射の物体を熱した際に温度に応じて放出される光の色を、RGB 空間あるいはクロマティシティ平面上にプロットしたものである。各温度における SPD (Spectral Power Distribution) は Planck の公式 (式 (6)) から算出される。

$$M(\lambda) = c_1 \lambda^{-5} [\exp(c_2/\lambda T) - 1]^{-1} \quad (6)$$

ただし c_1, c_2 は定数でありそれぞれ $3.7418 \times 10^{-16} (\text{Wm}^2)$, $1.4388 \times 10^{-2} (\text{mK})$, λ は波長 (m) であり、 T は温度 (K) である。式 (7) のようにカメラの伝達特性と組み合わせることで、SPD から RGB 値を得る。

$$I_c = \int_{\Omega} M(\lambda, T) q_c(\lambda) d\lambda \quad (7)$$

これをクロマティシティ平面上にプロットすることにより Planckian locus が求まる。

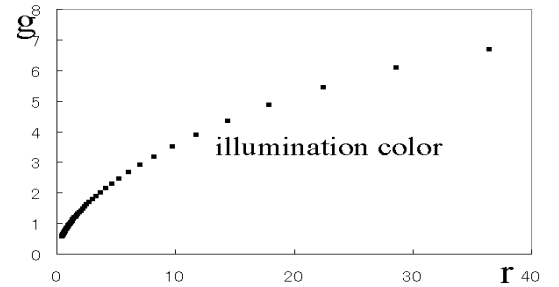


図1 Planckian locus

2.3 Finlayson [10] の色推定

我々は Finlayson らによる手法 [10] にノイズ除去の処理を加え、よりロバストに改良した。以下に、Finlayson らの手法を簡単に説明する。ノイズの処理に関しては 3. 章で詳しく述べる。

ある既知の光源を e^{ref} とし、あらゆる光源下から e^{ref} 下でのクロマティシティへの全ての遷移を Φ とすれば、 Φ は式 (8) のように書ける。

$$\Phi \ni \begin{bmatrix} e_r^{ref}/r & 0 \\ 0 & e_g^{ref}/g \end{bmatrix} \quad (8)$$

なぜなら、光源の変化によるクロマティシティの遷移は対角行列によって表せるからである (式 (5))。

一方、Planckian locus から光源色の逆数 ($1/r, 1/g$) をとってこれをプロットすると、図 2 のようにある温度の範囲

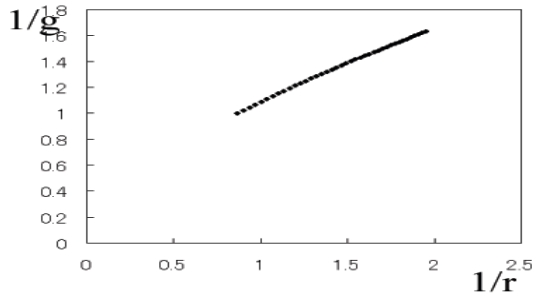


図 2 逆クロマティシティ平面上的の Planckian locus

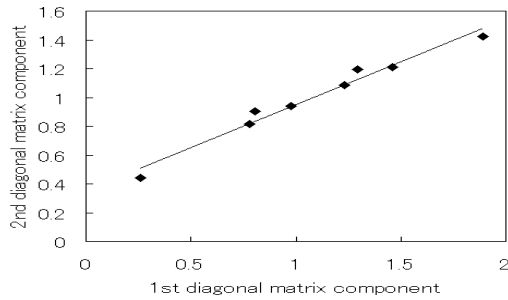


図 3 Judd の Daylight Phases と CIE 標準光源の直線近似

では直線と近似できる。Finlayson らは Judd の Daylight Phases(D48,D55,D65,D75,D100) と CIE 標準光源 (A,B,C) をこの直線近似に用いている (図 3 [17])。Planckian locus とこの直線がほぼ同一であることから、一般の屋外の光を Planckian locus で近似するのは妥当であるといえる。

$1/r$ と $1/g$ の関係が直線であるため、 Φ をある観測されたクロマティシティ σ に施すと、 $\Phi\sigma$ はある直線を成す。ここで仮に観測された二つのクロマティシティを σ^1, σ^2 とすると、 $\Phi\sigma^1, \Phi\sigma^2$ は直線を成すが、それぞれ $(r, g) = (e_r^1, e_g^1)$ または (e_r^2, e_g^2) のとき両者は σ^{ref} を必ず通り、かつここで交わる。つまり両者の交点を求めれば σ^{ref} を求めることができる。このことを数式を用いて表すと以下の式 (9) のようになる。二つの直線は両者が $(0,0)$ を通らない限り必ずある一点で交わり、表面色のクロマティシティは必ず一つに定まる。

$$\Phi\sigma^1 \cap \Phi\sigma^2 = \sigma^{ref} \quad (9)$$

図 4 に二つのクロマティシティ (同一表面で光源が異なる) から交点を求め、既知の光源下でのクロマティシティを推定している例を示す。

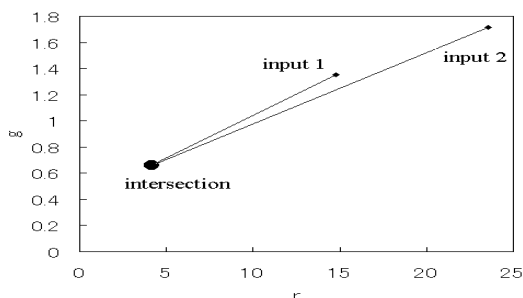


図 4 交点がリフレクタンスとなる

3. ロバストな色推定

光源に応じて物体色が変化してしまう問題を逆にとり強力な制約とする Finlayson らの手法は、非常に有効かつ実画像にも適用可能である。

しかしながら、この手法にはいくつかの問題点があり、その内の主要な一つがノイズに敏感なことである。図 5 のように、もし仮に入力クロマティシティ σ^1 および σ^2 がノイズを含んでいたとすると、クロマティシティ平面における座標が本来の座標からずれ、 $\Phi\sigma^1$ および $\Phi\sigma^2$ も変化し、結果としてその交点は本来の座標から大きくずれてしまう。二つの直線の傾きが近い場合、問題は更に深刻となる。

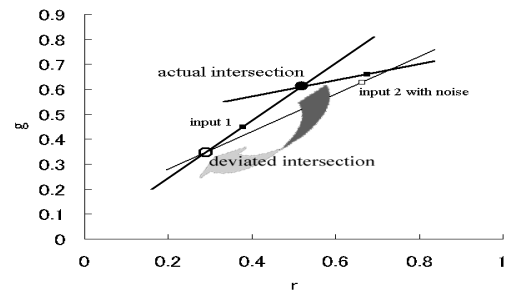


図 5 ノイズの影響により推定値がずれる

この問題を解決するため、我々は Planckian locus を使って光源 (式 (8) における e^{ref}) を可変にし、エラーチェックを行う。

3.1 全ての光源下での観測色の生成

Finlayson らの手法によって求めた物体表面のリフレクタンス s から、全ての光源下における観測色を生成できたとすると、入力の σ^1 および σ^2 は、その生成された軌跡の上に必ず存在するはずである (図 6)。

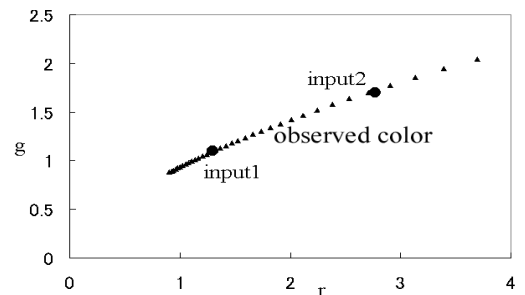


図 6 全ての光源における観測色と入力

ある s が既知である場合、全ての光源下における s の見えは、Planckian locus を用いて求めることができる。Planckian locus は前述のように熱によって発光する全ての光源の色変化を表しており、クロマティシティ平面上に曲線を描く (図 1)。Planckian locus の e_r, e_g と s の s_r, s_g から、式 (4) を使って全ての見え σ_r, σ_g を求めることができる。

しかしながら、実験を行ってみると二つの入力 σ^1, σ^2 がこの曲線上に存在しない場合がある (図 7 の Ex.3, Ex.4)。このような場合、求めた s に誤りがある。その原因は、入力におけるノイズであると考えられる。

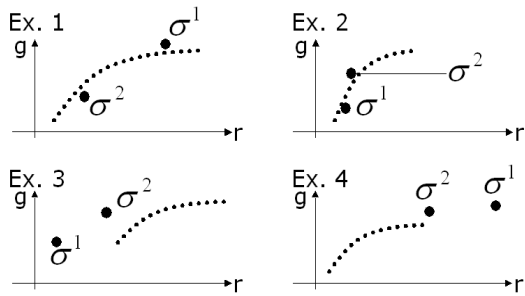


図7 エラーの例

3.2 ノイズ除去のフロー

ノイズ除去のため、生成される軌跡の上に二つの入力がかかるまで、 σ^{real} を調整する。観測されたクロマチシティ σ^{real} に対して、本来のクロマチシティはそこからある一定の範囲に存在する。よって、この範囲内で σ^{real} を増減させる。

具体的なアルゴリズムの流れを図8に示す。Finlaysonの手法により s を求め、全ての光源下での見えを生成する。入力をプロットし、生成された曲線上に入力がかかるまで入力のエラーを減らし、これを繰り返す。

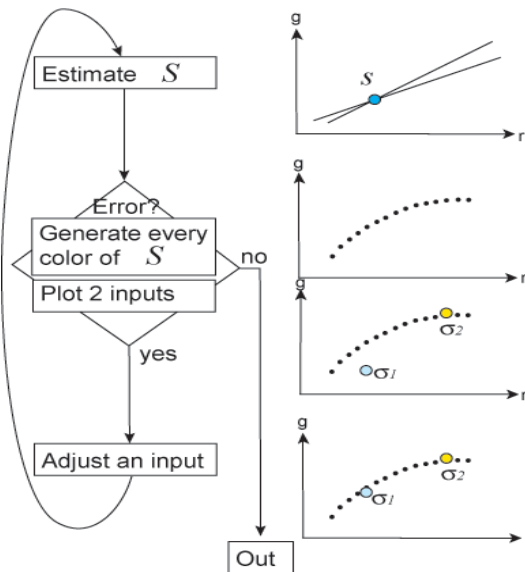


図8 ノイズ処理

調整する入力は、輝度値の小さい方のみである。この理由は、輝度値が小さいほどカメラノイズの影響が大きいからである。 s が誤って求まる理由として、筆者らは三つの要因を考慮している。1. 時間が経過することによる物体表面の変化、2. カメラと物体間の媒体の変化、3. カメラのノイズ、である。1. と 2. に関しては、 s はいずれの入力に合わせて調整しても真値とみなせる。3. に関しては、輝度値の小さいものにノイズが大きく影響していると考えてよい。

調整するチャンネルであるが、筆者らは g チャンネルのみ変動させている。というのは図1にあるように、光源色の変化において g チャンネルの感度が非常に高いからである。したがって g チャンネルの微小な変化の寄与が結果に大きく影響する。

3.3 角 度

入力が曲線上に乗る、すなわちエラー判定の基準として、筆者らは角度を用いた。クロマチシティ平面上で、二つの入力 (σ^1 および σ^2) とその交点 (σ^{ref}) から、交線の角度 $\angle \sigma^1 \sigma^{ref} \sigma^2$ を計算することができる。我々は基準光源 (式 (8) における e^{ref}) を可変にし各交点における角度を調べた。

e^{ref} は交点群であると同時に、図6や図7における曲線そのものである。図7の Ex.1 や Ex.2 のように入力が曲線と重なっている場合、大きな角度の点が必要一つ以上存在する。一方で、図7の Ex.3 や Ex.4 のように曲線と入力が離れている場合、全ての交点での角度が非常に小さくなる。

4. 実装および実験結果

4.1 実 装

二枚の異なる光源下での画像から物体色を推定するためには、画像間でどの色とどの色が対応するのかを決めなければならない。この作業を自動化するためにはカメラを固定するか、あるいは画像と物体の距離画像とのキャリブレーションを行う必要がある。評価実験においては前者を利用し、試みとして、後者を利用した実験も行った。

評価実験においては、物体とカメラを固定し、二種類の光源下でそれぞれ撮影した。二つの画像の同じピクセル位置における RGB 値をそれぞれクロマチシティに変換し、全ての e^{ref} における二つの直線の交点と角度を求めた。角度の閾値を 90 度に設定し、これより大きな角度を持つものがあるかどうか調べた。あれば、 e^{ref} を使ってただちに物体の表面色を求めた。ない場合は、輝度値の低い方を選び、大きな角度 (90 度以上) を持つ交点が見つかるまで反復的に g チャンネルを微小に減らした。 g チャンネルの減少分が δ_{err} に到達しても解が見つからない場合、増加に転じさせた。Planckian locus の温度幅は 100(k)、ノイズの微小幅は 0.01 とし、最大増減分は CIE の定義するクロマチシティにおいて 0.2 に設定した。

任意のカメラ位置での実験における画像と物体の距離画像とのキャリブレーションには大久保 [25] の手法を用いた。これは、距離画像に付随するリフレクタンスエッジとテクスチャの濃淡エッジの間の三次元誤差をロバスト推定法を用いて最小化するものである。複数枚の画像を使って同時に位置合わせを行うため、画像間の整合性をとることができる。

4.2 実 験 環 境

全ての実験において 3CCD デジタルカメラの SONY DXC-9000 を使用し、ガンマ補正はオフに設定した。カメラの輝度値がリニアかどうか確かめるため、スペクトロメタの Photo Research PR-650 を使用した。相互反射を避けるため、物体には平面の多い凸物体を使用し、またサチュレーションを起こしたピクセルは除外した。推定値の評価用に、基準白色 (Photo Research Reflectance Standard model SRS-3) の画像を撮影し、光源色として推定値と比較した。

4.3 実 験 結 果

図9は Finlayson らの手法と我々の手法の比較を示したものである。屋外の時計台を 15:00 と 18:00 (曇り空) に撮影した。カ

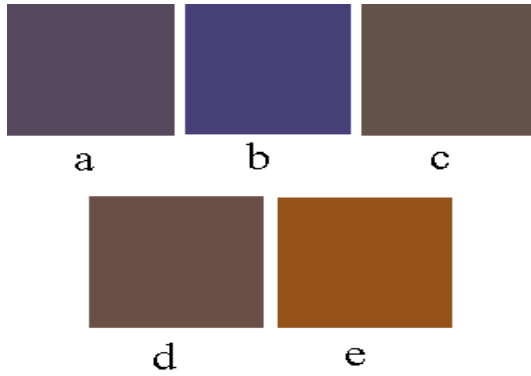


図 9 Finlayson らの手法と我々の手法の比較



図 10 入力として用いた画像 1



図 11 入力として用いた画像 2

メラは固定した．図 9.a と図 9.b が入力に使用したクロマティシティ，図 9.c は基準白色からの推定結果，図 9.d は我々の手法による結果であり，図 9.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．この他にも同一の物体で様々な光源下での画像を試したが，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．

また，任意のカメラ位置での実験では，レンジセンサとカメラで二方向から物体を撮影し，大久保 [25] の手法により画像と距離画像間のキャリブレーションを行い，同じ座標にマッピングされたピクセル値を用いて物体の色推定を行った．入力として用いた画像は図 10 および図 11 である．これらは異なる日の夕方 18:00(曇り) にそれぞれ撮影された．

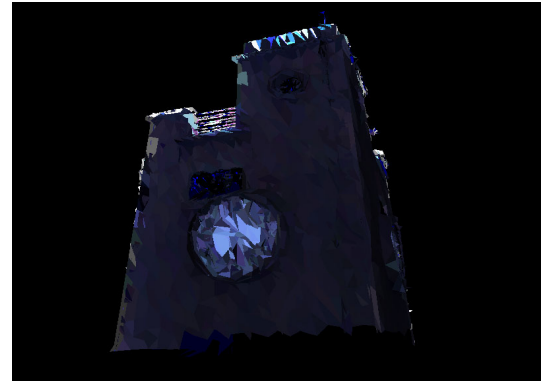


図 12 画像 1 のレンジデータへのマッピング結果



図 13 画像 2 のレンジデータへのマッピング結果

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

これらの距離画像へのマッピング結果が図 12，図 13 である．また，我々の手法により推定した光源の色を用い，この影響を除去した結果が図 14 である．全ての同一座標上にマッピングされた RGB 値を使用し，それら全ての組から光源を推定し，平均を求めた．一方，基準白色により推定した結果は図 15 のようになった．我々の手法が有効であることが分かる．

4.4 評価

マクベスカラーチャートを用いて様々な光源環境 (ハロゲンランプ，白熱電球，日光，曇り空，ハロゲンランプ+フィルタ) のもとと評価実験を行った結果，CIE 定義のクロマティシティ ($\sigma_c = I_c / \sum I_i$) において平均誤差が 0.063 であった．一方 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．これらの誤差は主に R と B チャネルのもので，G チャネルに関しては Finlayson らの手法も我々の手法もよい結果が得られていた．これは光源の色温度の変化に対して G チャネルの変動が少ないことに起因する．

表 1 にカメラ位置任意の実験で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．これらが非常に近い値であることが分かる．この実験から，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．



図 14 推定結果



図 15 基準白色からの結果

5. ま と め

Finlayson らの手法を拡張し，よりロバストで正確な手法を提案した．交点の角度に着目することで，ノイズを制御し，さまざまな実データへの適応を可能にした．またカメラ位置を固定から任意視点に切り替え，実験を行いその可能性を探った．実験結果から，本手法の有効性とカメラ位置の解放への可能性が示された．

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] 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. 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 and B.V. Funt. Color constancy using shadows. *Perception*, 23:89–90, 1994.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] G.D. Finlayson and G. Schaefer. Solving for color constancy using a constrained dichromatic reflection model. *International Journal of Computer Vision*, 42(3):127–144, 2001.
- [13] G.D. Finlayson and S.D. Hordley. Color constancy at a pixel. *Journal of Optics Society of America A.*, 18(2):253–264, 2001.
- [14] B.V. Funt, M. Drew, and J. Ho. Color constancy from mutual reflection. *International Journal of Computer Vision*, 6(1):5–24, 1991.
- [15] J.M. Geusebroek, R. Boomgaard, S. Smeulders, and H. Geert. Color invariance. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 23(12):1338–1350, 2001.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] E.H. Land and J.J. McCann. Lightness and retinex theory. *Journal of Optics Society of America*, 61(1):1–11, 1971.
- [19] H.C. Lee. Method for computing the scene-illuminant from specular highlights. *Journal of Optics Society of America A.*, 3(10):1694–1699, 1986.
- [20] H.C. Lee. Illuminant color from shading. In *Perceiving, Measuring and Using Color*, page 1250, 1990.
- [21] 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.
- [22] 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.
- [23] S. Tominaga, S. Ebisui, and B.A. Wandell. Scene illuminant classification: brighter is better. *Journal of Optics Society of America A.*, 18(1):55–64, 2001.
- [24] S. Tominaga and B.A. Wandell. Natural scene-illuminant estimation using the sensor correlation. *Proceedings of the IEEE*, 90(1):42–56, 2002.
- [25] 大久保 亮. Simultaneous registration of 2d images onto 3d models for texture mapping. 東京大学修士論文, 2003.