

## [ 招待講演 ] 固有画像分解とその応用

奥田 正浩<sup>†</sup>

<sup>†</sup> 北九州市立大学国際環境工学部 〒 808-0135 北九州市若松区ひびきの 1-1

E-mail: <sup>†</sup>okuda-m@kitakyu-u.ac.jp

あらまし 入力画像を反射率と陰影に分離する固有画像分解に関して従来の手法を俯瞰する．また本研究室で取り組むスパース性を利用した固有画像分解手法を紹介し，その有効性を明らかにするとともに，色恒常性モデルへの応用例を示す．

キーワード 固有画像分解, 反射率, 陰影, 色恒常性

## [ Invited Talk ] Intrinsic Image Decomposition and its Applications

Masahiro OKUDA<sup>†</sup>

<sup>†</sup> Faculty of Environmental Engineering, The University of Kitakyushu, 1-1 Hibikino, Wakamatsu, Kitakyushu City, Fukuoka, 808-0135 Japan

E-mail: <sup>†</sup>okuda-m@kitakyu-u.ac.jp

**Abstract** We review recent work on the intrinsic image decomposition that derives the reflectance and shading components of a scene from input images. Furthermore we introduce our sparsity-based intrinsic image decomposition and its application to color constancy problem.

**Key words** Intrinsic image decomposition, Reflectance, Shading, Color Constancy

### 1. Introduction

固有画像分解 (Intrinsic Image Decomposition) とは，観測された画像を，物体の表面物質の反射率を画素値として持つ反射率画像 (reflectance 又は albedo) と，それ以外の光に依存する陰影画像 (Shading) に分解する手法である<sup>(注1)</sup>．反射率画像と陰影画像に分解することは多くの応用で有用となる．例えば反射率画像を用いれば観測物体の凹凸からなる陰影と光源色を無視した物体認識や領域分割が可能となり，物質表面の特定にも役立つ．陰影画像を用いた物体形状，つまり Shape from Shading についても数多くの研究成果が発表されている．直接的な応用として，分解後の反射率画像に別の陰影成分をかけるライティングシミュレーションが挙げられ，反射率成分を変化させて再び陰影画像とかけ合わせれば，自然なりテクスチャリングも可能となる．また一旦，二つの画像に分解した後，陰影画像を無彩色化し再合成することで非白色光源化におけるホワイトバランス補正が可能になる．

多くの固有画像分解手法は Retinex 理論に則り [1], Lambertian 面を仮定している．この場合，画像  $\hat{i}$  は以下の通り二つの

成分の積で表現される．

$$\hat{i} = \hat{r} \cdot \hat{s} \quad (1)$$

図 1 に示すとおり，反射率画像はその物体の分光反射率を RGB 値に変換した値のみを画素値として持ち，その他の光源色と物体の凹凸からなる陰影成分は陰影画像として表現される．



図 1 固有画像分解の例 (左) 観測画像, (中) 反射率画像, (右) 陰影画像

式 (1) は未知変数の乗算の形で表現されるため取り扱いが難しく，多くの手法では，式 (1) 両辺の対数を取り， $\log \hat{i} = \log \hat{r} + \log \hat{s}$  と対象画像の線形和で表している．本文では  $\mathbf{i} = \log \hat{i}$ ,  $\mathbf{r} = \log \hat{r}$ ,  $\mathbf{s} = \log \hat{s}$  とし，下式のとおりに表現する．

$$\mathbf{i} = \mathbf{r} + \mathbf{s} \quad (2)$$

(注1): ここでは Lambertian 面のみを考え，鏡面反射のない物体のみを取り扱う

観測画像として  $i$  が与えられ、 $r$  および  $s$  を求めることが目的となる。これは一つの方程式に対して二つの未知変数  $r$  と  $s$  をもつ不良設定問題であり、解が一意に定まらない。従来手法ではこの問題を解決するために様々なアプローチが提案されている。そのうち代表的な手法を以下に概観する。

## 2. 従来研究

”intrinsic image” という語は [2] で定義され、光源色、物体の凹凸、反射率等の、照明や被写体に固有の（内包する）成分を抽出するという意味で使われている。式 (2) の分離問題は一つの入力から二つの未知変数を求める under-determined 問題であるため、様々な prior や仮定を付加してこの問題を解決する。以下で従来の研究成果をいくつかのグループにわけて解説する。

### 2.1 Retinex 理論

Retinex 理論は、E.H. Land 等により固有画像分解の手法と共に提案された [1]。ここでは大きな勾配は反射率の空間的な変化に、小さな勾配は光による陰影に起因するという仮定の下で反射率画像の水平方向における勾配推定値  $\nabla_h r$  を各画素ごとに以下の閾値処理で求める。

$$\nabla_h r = \begin{cases} \nabla_h i & \text{if } |\nabla_h i| > T \\ 0. & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

ここで、 $T$  は閾値、 $\nabla_h i$  は、観測画像の水平方向勾配値を表す。垂直方向の推定値も同様に求められる。

文献 [3] や [4] では上記の手法をカラー画像に拡張しており、[4] では以下の通り閾値処理している。

$$\nabla_h r = \begin{cases} \nabla_h i & \text{if } \|\nabla_h i^y\| > T_h^y \text{ or } \|\nabla_h i^c\| > T_h^c \\ 0. & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (4)$$

ここで、 $\nabla_h i^y$  は、観測画像の水平方向の輝度勾配値を、 $\nabla_h i^c$  は、水平方向の色度勾配値を表す。 $T_h^y$ 、 $T_h^c$  は独立な閾値である。いずれの手法においても、得られた反射率画像の勾配推定値を積分することで、反射率画像を求められる。尚、この Retinex 理論に基づく手法は上述の通り比較的単純な勾配の閾値処理で達成されるが、後に示す文献 [4] で、優れた分解性能を有することが示されている。

### 2.2 複数画像を用いる手法

Weiss は複数枚画像を用いた固有画像分解の手法を提案している [5]。陰影画像の勾配はラプラス分布に従うという仮定（図 2）のもとで最尤推定問題を解いている。 $N$  個のハイパスフィルタ  $f_n$  を用い、観測された  $K$  枚の画像に対するフィルタ出力を  $\nabla i_n^k = i^k * f_n$  ( $k = 1, 2, \dots, K$ 、\*は畳み込み)、陰影、反射率画像に対するフィルタの各出力をそれぞれ、 $\nabla s_n^k = s^k * f_n$ 、 $\nabla r_n = r * f_n$  とし、陰影画像の勾配を以下のラプラス分布モデルであらわしている。

$$P(\nabla s_n^t) = \frac{1}{Z} \prod_t e^{-\beta |\nabla s_n^t|} = \frac{1}{Z} e^{-\beta \sum_t |\nabla s_n^t|} \quad (5)$$

さらに、式 (5) は、式 (2) より、

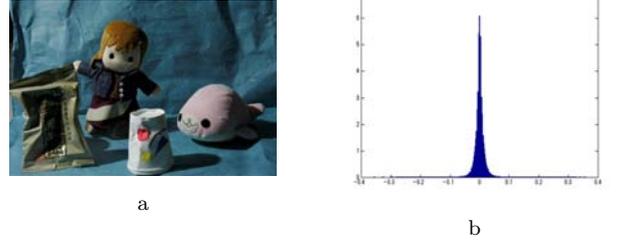


図 2 (a) 入力画像、(b) 対数領域における勾配のヒストグラム

$$P(\nabla i_n^t | \nabla r_n) = \frac{1}{Z} e^{-\beta \sum_t |\nabla i_n^t - \nabla r_n|}$$

と書き換えられる。この確率モデルにおける最尤推定問題は、L1 最小化問題となり、周知の通りこれは中央値

$$\nabla r_n = \text{median}_t \nabla i_n^t$$

を求めることで最適解が得られる。

Barron 等は照明に Spherical-Harmonic モデルを用いて固有画像分解と色恒常性問題を同時に解決する手法を示しており、対象シーンは限定的であるが、奥行きに関する情報を用いて反射率画像を求めている [6] [7]。奥行き画像を補助画像として用いて、精度をあげる手法も存在する [8] [9]。その他にも Ye 等 [10] や Kong 等 [11] は動画から固有画像分解を行っている。文献 [10] では初めのフレームで得られた固有画像分解情報を次フレームに用いて精度を上げる手法をとり、[11] ではより正確な物理モデルを仮定し最適化問題を解くことで反射率画像と陰影画像を同時に求めている。Laffont 等は [12] [13] 照明を変化させ、異なる視点から撮影した複数枚の画像を用いている。

### 2.3 最適化に基づく手法

Retinex 理論に基づき閾値処理で反射率成分のエッジと陰影成分のエッジを分離する手法は、ヒューリスティックであるが有力な手法である。また Weiss の手法単体ではその性質上、観測画像群でエッジの存在する箇所は、たとえ陰影成分であっても反射率成分から取り除くことができず、その結果、反射率成分に物体の凹凸による陰影が残る可能性が高い。その問題を解決するため、Weiss の手法によって得られた結果に対し、Retinex 理論に基づく閾値処理を行う方法が文献 [4] で見られる。文献 [4] では様々な固有画像分解手法を比較しており、この Weiss と Retinex の閾値処理を組み合わせた方法が 2009 年の時点最もよい結果を示している。しかしながら、ヒューリスティックな手法であるためその効果は限定的である。

Rother 等 [14] や Shen 等 [15] は反射率画像のスパース性に着目し、最適化問題を解くことで画像を分離している。特に Rother 等は Color Retinex [3] に基づく正則化の他に、画像をクラスタリングし、そのクラスタ平均との自乗誤差を正則化項として加えることで精度が向上することを示している。

これらの最適化に基づく手法の多くは Retinex 理論を基にした prior を導入しているが、文献 [16] では Retinex 理論を陽に用いることなく、Dirichlet 過程と GMM を用いて反射率画像をモデル化し精度の高い分離を可能にしている。

そのほかにも Shen 等 [15]、Bousseau 等 [17]、Levin 等 [18]

の手法はユーザインタラクションやラベル付けが必要であるものの良好な結果を得ている。

#### 2.4 その他

反射率の真値 (Ground Truth) を求めることは分解アルゴリズムの性能評価に不可欠である。分光測色計を使えば精度良く測定できるが、複雑なシーンにおける計測は現実的ではない。MIT のグループ [4] は色つきの物体とそれを無彩色にペイントした物体をそれぞれ同一照明下で撮影した複数枚の画像を用いて Ground Truth データセットを作成し、このデータセットを用いて様々な手法の性能を評価している。この文献以降に発表された手法の多くはこのデータセットを用いて実験を行っており、[6] [7] [14] [16] 等がこのデータセットに対して高い分解性能を有すると報告されている。

ただしここで作成された画像は単純な構造の単一物体であり (例えば図 1)、このデータセットにおけるアルゴリズムの優位性が、必ずしも自然画像における評価に結びつかない問題がある。一方、Bell 等 [19] は、多数のユーザによる明暗の判定を元に、より自然なシーンでの Ground Truth 画像セットを構築し公開している。

色恒常性 (Color Constancy) 問題 [20], [21], [22], [23] は固有画像分解問題の一部と見なすことができる。これはカメラのホワイトバランス補正の問題に直接応用することが出来る。ホワイトバランス補正を実現するには光源色のみ抽出できれば実現できるが、複数光源下における色恒常性の実現は未だに困難である。

### 3. 補助画像を用いた固有画像分解

我々が提案する手法 [24] はフラッシュ画像を補助画像として用いる手法であり、[14], [25] 等と同様に反射率画像のスパース性を仮定している。ここではフラッシュ画像、ノンフラッシュ画像の二つの画像を入力とし以下の最小化問題を解く。

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{r}, \mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2} & \|\mathbf{D}\mathbf{r}\|_{0,1} + \sum_{i=1}^2 w_{s_i} \|\mathbf{L}\mathbf{s}_i\|_2^2 + \sum_{i=1}^2 w_{f_i} \|\mathbf{q}_i - (\mathbf{r} + \mathbf{s}_i)\|_2^2, \\ \text{s.t. } & b_j \leq r_j \leq t_j, \quad b_j \leq s_{1j} \leq t_j, \quad b_j \leq s_{2j} \leq t_j, \quad \text{for } \forall j, \end{aligned} \quad (6)$$

ここで  $r_j, s_{1j},$  and  $s_{2j}$  はそれぞれ反射率画像  $\mathbf{r} \in \mathbb{R}^{3N}$ , フラッシュ画像の陰影画像  $\mathbf{s}_1 \in \mathbb{R}^{3N}$ , ノンフラッシュ画像の陰影画像  $\mathbf{s}_2 \in \mathbb{R}^{3N}$  の  $j$  番目の画素を示し、 $N$  は総ピクセル数である。 $\mathbf{L} = \text{diag}\{\mathbf{L}', \mathbf{L}', \mathbf{L}'\} \in \mathbb{R}^{3N \times 3N}$  はラプラシアンフィルタ  $\mathbf{L}' \in \mathbb{R}^{N \times N}$  を RGB チャンネルにかける畳み込み行列であり、 $\mathbf{D} = \text{diag}\{\mathbf{D}', \mathbf{D}', \mathbf{D}'\} \in \mathbb{R}^{6N \times 3N}$  は水平、垂直方向 1 次差分  $\mathbf{D}' = [\mathbf{D}_h; \mathbf{D}_v]^T \in \mathbb{R}^{2N \times N}$  で構成される。ここではフラッシュ画像  $\mathbf{q}_1 \in \mathbb{R}^{3N}$  とノンフラッシュ画像  $\mathbf{q}_2 \in \mathbb{R}^{3N}$  が入力として与えられる。ここで  $L_{0,1}$  ノルム  $\|\mathbf{x}\|_{0,1}$  ( $\mathbf{x} = [\mathbf{x}_r^T, \mathbf{x}_g^T, \mathbf{x}_b^T]^T$ ) は  $m$  が 0 のときに 0、それ以外の時に 1 を返す関数  $C(m)$  を用いて以下で定義される。

$$\|\mathbf{x}\|_{0,1} = \sum_{n=1}^N C(|\partial_x x_{rn}| + |\partial_y x_{rn}| + |\partial_x x_{gn}| + |\partial_y x_{gn}|$$

$$+ |\partial_x x_{bn}| + |\partial_y x_{bn}|), \quad (7)$$

ここで  $n$  は画素位置を表す。ここではフラッシュの有無によって反射率画像が変化することはないため、一つの反射率画像を求めている。式 (6) の一項目は反射率画像のスパース性を考慮した正則化項であり、二項目は陰影画像の微小エッジを陰影画像に割り振る役目を果たす。三項目では式 (2) の誤差に対するペナルティ項である。反射率画像は局所的に平坦になる特性を考慮し、(0-1) ノルムを用いている。この (0-1) ノルムは一般に用いられる  $l_0$  ノルムを RGB の 3 チャンネルに拡張したものであり<sup>(注2)</sup>、(0-2) ノルム等と本質的に同じである。この (0-1)-norm は非凸関数であり、この目的関数 (6) も非凸であるため、最適解を効率的に求めるのは困難である。そこでここではペナルティ関数法を用いてこの問題を解いている。補助変数  $\mathbf{z}_i$  ( $i = 1, 2, 3, 4$ ) を導入し目的関数を以下の通り設定する。

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{r}, \mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \mathbf{z}_3, \mathbf{z}_4} & f(\mathbf{r}, \mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \mathbf{z}_3, \mathbf{z}_4), \quad \text{where} \\ f(\mathbf{r}, \mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \mathbf{z}_3, \mathbf{z}_4) &= \|\mathbf{z}_1\|_{0,1} + \sum_{i=1}^2 w_{s_i} \|\mathbf{L}\mathbf{s}_i\|_2^2 \\ &+ \sum_{i=1}^2 w_{f_i} \|\mathbf{q}_i - (\mathbf{r} + \mathbf{s}_i)\|_2^2 + \sum_{i=2}^4 \iota(\mathbf{z}_i) + \alpha \|\mathbf{D}\mathbf{r} - \mathbf{z}_1\|_2^2 \\ &+ \alpha \|\mathbf{r} - \mathbf{z}_2\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{s}_1 - \mathbf{z}_3\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{s}_2 - \mathbf{z}_4\|_2^2 \end{aligned} \quad (8)$$

ここで  $\iota(\cdot)$  は指示関数であり、 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{3N}$  の  $j$ -th の画素に対して以下で定義する。

$$\iota(x_j) = \begin{cases} 0, & \text{if } b_j \leq x_j \leq t_j \\ +\infty & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (9)$$

$\mathbf{z}_i$  ( $i = 1, 2, 3, 4$ ) はそれぞれ  $\mathbf{D}\mathbf{r}$ ,  $\mathbf{r}$ ,  $\mathbf{s}_1$ , and  $\mathbf{s}_2$  に対応する補助変数であり、(8) の最後の四項でそれぞれのペアの差分にペナルティを与えている。 $\alpha$  はアルゴリズムの反復とともに値が増加する重みであり、 $\alpha$  が増加するとともに各変数ペアの差が小さくなり (8) が (6) に近似する。Algorithm 1 に示すとおり、7 変数  $\mathbf{r}, \mathbf{s}_1, \mathbf{s}_2, \mathbf{z}_i$  ( $i = 1, 2, 3, 4$ ) それぞれについて交互に最適化を行う。7 変数を求める各ステップは全て閾値処理や FFT で対角化可能な逆行列問題を解くことで容易に求める事が出来る。各ステップの解法に関しては [24], [27], [28] 等を参照されたい。

Algorithm 1 により求めた陰影画像から輝度成分のみを抽出することで陰影画像を無彩色化し、それと反射率画像を乗算することで容易にホワイトバランスが調整された画像が得られる。ただし Algorithm 1 の分離性能が不十分な場合、陰影画像に物体色が残る場合があり、その際はさらに物体色を取り除く作業が必要になる [24]。

### 4. 結果

図 3 に示すフラッシュ・ノンフラッシュの画像ペアを用いた実験結果を示す。前述のとおり複数画像を用いた手法である Weiss の手法 [5] と Color Retinex [3] を組み合わせた手法は他の手法と比べてより良好な分解結果が得られるが [4], Weiss 等

(注2): 例えば文献 [26] で画像平滑化に用いられている



図 4 The intrinsic image decomposition result of Example 1: (left to right) Reflectance, Shading of flash image, Shading of non-flash image

#### Algorithm 1 Algorithm for (8)

- 1: flash  $\hat{\mathbf{q}}_1$ , and non-flash image  $\hat{\mathbf{q}}_2$  are given, and they are transformed to log domain  $\mathbf{q}_1$  and  $\mathbf{q}_2$ .
- 2: set  $k=0$ , and chose the weights  $w_{s_i}, w_{f_i}$  ( $i=1,2$ ) and  $\alpha, \eta$ .
- 3: Choose  $\mathbf{r}^{(0)}, \mathbf{s}_2^{(0)}, \mathbf{z}_i^{(0)}$  ( $i = 1, 2, 3, 4$ ).
- 4: **while** a stop criterion is not satisfied **do**
- 5:  $\mathbf{s}_1^{(k+1)} = \arg \min_{\mathbf{s}_1} f(\mathbf{s}_1 | \mathbf{r}^{(k)}, \mathbf{s}_2^{(k)}, \mathbf{z}_{1,2,3,4}^{(k)})$
- 6:  $\mathbf{s}_2^{(k+1)} = \arg \min_{\mathbf{s}_2} f(\mathbf{s}_2 | \mathbf{r}^{(k)}, \mathbf{s}_1^{(k+1)}, \mathbf{z}_{1,2,3,4}^{(k)})$
- 7:  $\mathbf{r}^{(k+1)} = \arg \min_{\mathbf{r}} f(\mathbf{r} | \mathbf{s}_1^{(k+1)}, \mathbf{s}_2^{(k+1)}, \mathbf{z}_{1,2,3,4}^{(k)})$
- 8:  $\mathbf{z}_{1,2,3,4}^{(k+1)} = \arg \min_{\mathbf{z}_{1,2,3,4}} f(\mathbf{z}_{1,2,3,4} | \mathbf{r}^{(k+1)}, \mathbf{s}_1^{(k+1)}, \mathbf{s}_2^{(k+1)})$
- 9:  $\alpha = \eta \cdot \alpha, \quad k = k + 1$
- 10: **end while**

NOTE:  $f(a|b)$  indicates the function of the variable  $a$  with given  $b$ .

の手法は少数の入力画像では良好な結果が得られない。特にこの傾向は多色光源下のシーンで顕著となる(図5)。以上より、ここでは色変換の手法である[29]と本方法と同じスパース性を利用したLi等の手法[25]との比較を示す。

#### 4.1 Example 1

図3(a)に示すフラッシュ・ノンフラッシュの画像ペアに対して提案法とLi等の従来法[25]の手法を比較する。Li等の手法は本手法と同じくスパース性を加味した最適化による手法であるが、1枚の画像を分解する手法であるため、2枚の画像を入力する手法に変更している[24]。図4に得られた反射率画像 $\hat{\mathbf{r}}$ 、およびフラッシュ・ノンフラッシュ画像それぞれの陰影画像 $\hat{\mathbf{s}}_1$  and  $\hat{\mathbf{s}}_2$ を示す。ここでは赤みがあった照明を用いているため図3(a)のノンフラッシュ画像は、全体的に赤みを帯びている。図



(a) Example 1 - Puppets



(b) Example 2 - Stuffed toys



(c) Example 2 - Flower object

図 3 Input images: (left) flash image, (right) non-flash image.

6はホワイトバランス結果である。Li等の結果では反射率画像に照明の赤みが残っているのに対して(特に人形の顔部分)本手法ではそれが軽減されているのがわかる。

#### 4.2 Example 2

ここでは図3(b)-(c)を入力として用いた結果を図7に示す。

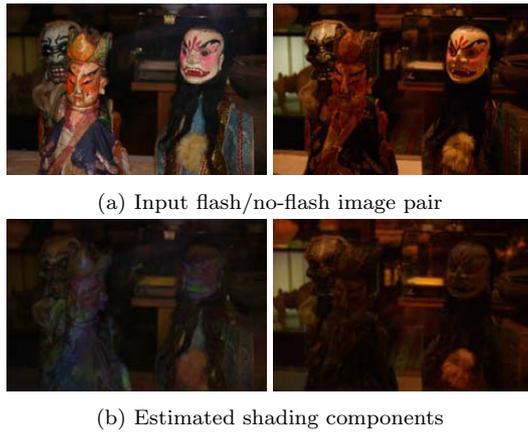


図 5 Weiss [5] + Retinex [3]: the result is obtained using a flash/no-flash image pair.

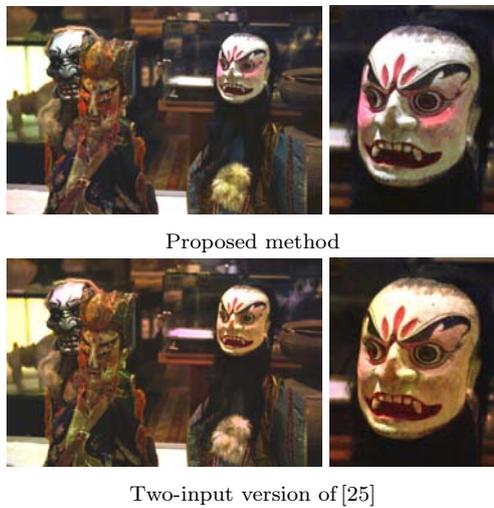


図 6 The final white-balanced result of Example 1: (left to right) White-balanced result, and Close-up of the result.



図 7 Example 2: (Left to right) Reflectance, Shading of flash image, and Shading of no-flash image obtained by our method.

この二つのシーンはともに赤と青の二つのライトと太陽光を光源として持つ．比較対象としてカメラのマニュアルホワイトバランス (MWB)，ガイド画像を使った色変換手法である Pitié 等の手法，および Li 等の手法 [25] を取り上げる．概ね本手法が光源色の影響が少ない結果が得られている．

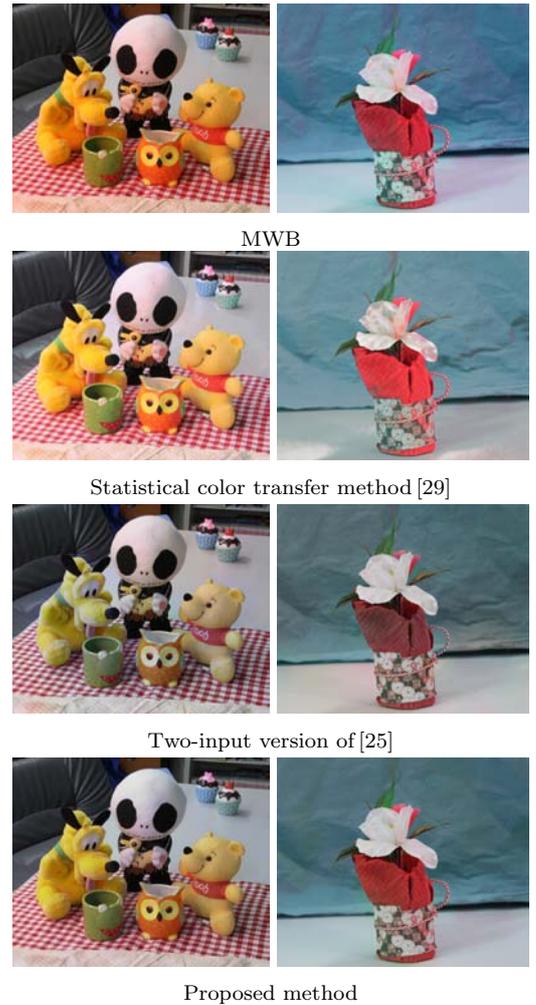


図 8 Example 2: The white-balanced results of (top to bottom) MWB, [29], [25], and Proposed method.

## 謝 辞

この研究，調査を遂行するにあたり JSPS 科研費 (24560473) および KDDI 財団の助成を受けた．また本原稿を執筆するにあたり，本学博士後期課程 松岡諒氏と 2014 年度修士卒 黒岩諒氏に協力いただいた．

## 文 献

- [1] E.H. Land and J. McCann, "Lightness and retinex theory," JOSA, vol.61, no.1, pp.1-11, 1971.
- [2] H.G. Barrow and J.M. Tenenbaum, "Recovering intrinsic scene characteristics from images," Tech. Rep. 157, AI Center, SRI International, Apr 1978.
- [3] B.V. Funt, M.S. Drew, and M. Brockington, "Recovering shading from color images," ECCV-92: Second European Conference on Computer Vision, pp.124-132, Springer-Verlag, 1991.
- [4] R. Grosse, M.K. Johnson, E.H. Adelson, and W.T. Freeman, "Ground-truth dataset and baseline evaluations for intrinsic image algorithms," International Conference on Computer Vision, pp.2335-2342, 2009.
- [5] Y. Weiss, "Deriving intrinsic images from image sequences," International Conference on Computer Vision, pp.68-75, 2001.
- [6] J.T. Barron and J. Malik, "Shape, albedo, and illumination from a single image of an unknown object," Computer

- Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on, pp.334–341, IEEE, 2012.
- [7] J.T. Barron and J. Malik, “Shape, illumination, and reflectance from shading,” *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015.
- [8] Q. Chen and V. Koltun, “A simple model for intrinsic image decomposition with depth cues,” *Computer Vision (ICCV)*, 2013 IEEE International Conference on, pp.241–248, IEEE, 2013.
- [9] K.J. Lee, Q. Zhao, X. Tong, M. Gong, S. Izadi, S.U. Lee, P. Tan, and S. Lin, “Estimation of intrinsic image sequences from image+ depth video,” in *Computer Vision–ECCV 2012*, pp.327–340, Springer, 2012.
- [10] G. Ye, E. Garces, Y. liu, Q. Dai, and D. Gutierrez, “Intrinsic Video and Applications,” *ACM Trans. Graph. (SIGGRAPH)*, vol.33, no.4, 2014.
- [11] N. Kong, P.V. Gehler, and M.J. Black, “Intrinsic video,” *Computer Vision – ECCV 2014*, ed. D. Fleet, T. Pajdla, B. Schiele, and T. Tuytelaars, *Lecture Notes in Computer Science*, vol.8690, pp.360–375, Springer International Publishing, Sept. 2014.
- [12] P.Y. Laffont, A. Bousseau, S. Paris, F. Durand, and G. Drettakis, “Coherent intrinsic images from photo collections,” *ACM Trans. Graph.*, vol.31, no.6, pp.202:1–202:11, Nov. 2012.
- [13] P.Y. Laffont, A. Bousseau, and G. Drettakis, “Rich intrinsic image decomposition of outdoor scenes from multiple views,” *Visualization and Computer Graphics, IEEE Transactions on*, vol.19, no.2, pp.210–224, 2013.
- [14] C. Rother, M. Kiefel, L. Zhang, B. Schölkopf, and P.V. Gehler, “Recovering intrinsic images with a global sparsity prior on reflectance,” in *Advances in Neural Information Processing Systems 24*, ed. J. Shawe-Taylor, R. Zemel, P. Bartlett, F. Pereira, and K. Weinberger, pp.765–773, Curran Associates, Inc., 2011.
- [15] L. Shen and C. Yeo, “Intrinsic images decomposition using a local and global sparse representation of reflectance,” *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, 2011 IEEE Conference on, pp.697–704, IEEE, 2011.
- [16] J. Chang, R. Cabezas, and J.W. Fisher III, “Bayesian non-parametric intrinsic image decomposition,” *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, Sept 2014.
- [17] A. Bousseau, S. Paris, and F. Durand, “User assisted intrinsic images,” *ACM Transactions on Graphics (Proceedings of SIGGRAPH Asia 2009)*, vol.28, no.5, 2009.
- [18] A. Levin and Y. Weiss, “User assisted separation of reflections from a single image using a sparsity prior.,” *ECCV (1)*, ed. T. Pajdla and J. Matas, pp.602–613, Springer, 2004.
- [19] S. Bell, K. Bala, and N. Snavely, “Intrinsic images in the wild,” *ACM Trans. on Graphics (SIGGRAPH)*, vol.33, no.4, 2014.
- [20] I. Boyadzhiev, K. Bala, S. Paris, and F. Durand, “User-guided white balance for mixed lighting conditions,” *ACM Trans. Graph.*, vol.31, no.6, p.200, 2012.
- [21] J. van de Weijer and T. Gevers, “Color constancy based on the grey-edge hypothesis.,” *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, Genua, Italy, pp.722–725, 2005.
- [22] A. Gijsenij and T. Gevers, “Color constancy using natural image statistics,” *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE Computer Society, 2007.
- [23] A. Gijsenij, T. Gevers, and J. Van De Weijer, “Computational color constancy: Survey and experiments,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol.20, no.9, pp.2475–2489, 2011.
- [24] R. Matsuoka, T. Baba, and M. Okuda, “Reflectance estimation and white balancing using multiple images,” *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)*, p.TBD, 2015.
- [25] Y. Li and M.S. Brown, “Single image layer separation using relative smoothness,” *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, June 2014.
- [26] L. Xu, C. Lu, Y. Xu, and J. Jia, “Image smoothing via l0 gradient minimization,” *ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH Asia)*, vol.30, no.6, pp.174:1–174:12, 2011.
- [27] M.V. Afonso, J.M. Bioucas-Dias, and M.A. Figueiredo, “An augmented lagrangian approach to the constrained optimization formulation of imaging inverse problems,” *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol.20, no.3, pp.681–695, 2011.
- [28] S. Ono, T. Miyata, I. Yamada, and K. Yamaoka, “Image recovery by decomposition with component-wise regularization,” *IEICE Transactions*, vol.95-A, no.12, pp.2470–2478, 2012.
- [29] F. Pitié, A.C. Kokaram, and R. Dahyot, “Automated colour grading using colour distribution transfer,” *Comput. Vis. Image Underst.*, vol.107, no.1-2, pp.123–137, 2007.