

高彩度および低彩度 gamut を用いた灰色仮説に基づく 照明光色推定の一提案

川村春美^{†1} 米村俊一^{†2} 大谷淳^{†3} 小島明^{†1}

携帯電話/スマートフォンを介した Web 上での動画や写真等のコンテンツ共有サービスの普及に伴い、これらコンテンツを編集・加工する機会が増え、また、AR や MR 等の技術を利用した現実と CG との合成も身近なものになりつつある。本稿では、複数画像の自然な合成に向け、1 枚の画像から照明光の色を推定する手法を提案する。我々は以前にシーン中の全ての物体の色を平均すると灰色になるとする灰色仮説に着目し、反対色の特性を利用して画像中から仮説を満たす色を抽出することで仮説を満たさない画像にも適用可能な手法に拡張を行った。しかしながら、画像の色が特定の色相に偏っている場合や極端に色数が少ないと、反対色の関係をもつ色を選択できなくなるという課題があった。そこで、本稿では、上記灰色仮説ベースの照明光推定法と様々な照明光色下での物体の色の取り得る範囲（色 gamut）を組み合わせ上記課題を解決する手法を提案する。色 gamut は 2 種類あり、高彩度 gamut は入力画像に仮想的に色追加を行う際の範囲として、低彩度 gamut は高彩度 gamut を利用する際の照明光候補の抽出に用いる。実画像を用いた実験により、提案手法の方が従来手法に比較して推定精度が高いことを示す。また、推定結果に基づいて照明光色を変換した結果についても述べる。

A Study on Illuminant Color Estimation based on Gray World Assumption using High and Low Chroma Gamuts

HARUMI KAWAMURA^{†1} SHUNICHI YONEMURA^{†2}
JUN OHYA^{†3} AKIRA KOJIMA^{†1}

We propose an illuminant color estimation method for synthesizing several images taken under different scene illuminants. The method is based on gray world assumption using opponent color properties and color gamuts. It estimates illuminant colors more correctly than the conventional method in cases where there are few colors in an image or when image colors are distributed unevenly in local areas in the color space. The method uses high chroma gamuts for adding appropriate colors to the original image and low chroma ones for narrowing down illuminant color possibilities. Experimental results show that the average estimation error derived by our method is statistically smaller than that derived by the conventional method and introduced the illumination color converted images using the estimated results.

1. はじめに

近年、画像や映像のデジタル化と共に携帯電話・スマートフォン等の普及に伴い、Web 上で画像・映像を共有し、これらを加工・編集するニーズが高まってきている。また最近では AR や MR の技術を利用してカメラ等で撮像した画像と CG との合成が身近になっている。このように、画像・映像を合成・加工し、よりリアリティの高い結果を得るには、画像間の色みの違いを補正することが重要になる。

画像の色は、被写体自体の色に加え、カメラ等の撮像デバイスと撮像環境（照明光）によって決まる。したがって同一の被写体であっても、撮像系や撮像環境が異なると画像の色は異なる。従来より、これらの影響を除去・補正する技術が提案されている。撮像系に関しては、ICC (International Color Consortium)[1]にて、各デバイスの入出力特性をデバイス非依存な色空間との関係で記述することに

より、複数のデバイス間で同一の色を共有することができる仕組みが提案されている。この仕組みは既にデファクトスタンダードになっており、現在までにカメラ等の入力機器の他、モニターやプリンタ等の出力・表示機器にも搭載されている。一方、撮像環境に関しては、デジタルカメラやビデオ等のホワイトバランス機能として、撮影時の照明光色による影響を補正し標準光/白色光下での画像に変換する技術が搭載されているが、未だ十分な精度にはなっていない。

本稿では、撮像系の入出力特性が既知もしくは取得可能であることを前提とし、1 枚の画像から照明光色を推定する手法を提案する。照明光色が推定できれば、白色光下への画像の色（照明光色の影響のない物体の色を反映した画像）に変換するだけでなく、夕焼け等の様々な環境下に合わせた色変換が可能になる。画像から照明光色を推定する手法には、事前に情報の取得が必要な手法と情報取得の代わりに照明光や物体の色に関する特性を利用する手法に分類される[2]。前者は、様々な照明光の下での物体の色の取り得る範囲（色 gamut）を事前に取得し、入力画像の色分布と類似度の高い色 gamut を抽出することによって照明光色を推定する手法[3][4][5][6][7][8]である。色 gamut の境界

^{†1} 日本電信電話(株) NTT メディアインテリジェンス研究所
NTT Media Intelligence laboratories, NTT

^{†2} 芝浦工業大学 工学部
College of Engineering, Shibaura Institute of Technology

^{†3} 早稲田大学大学院 国際情報通信研究科
Graduate School of Global Information and Telecommunication Studies,
Waseda University

領域の色は、彩度の高い色をもつ物体からの反射光から構成されており、入力画像に彩度の高い色が存在しないと推定が不安定になるという課題がある。一方、後者の手法では、例えば、誘電体表面上の鏡面反射の領域が照明光色を反映して反射する特性を用いる手法[9][10]、シーン中の白色領域が照明光色を反映して反射する性質があることを利用し画像中で最も明るい領域を白色領域からの色として照明光色を推定する手法（白色仮説）[11]、また、シーン中にある全ての物体の色を平均すると灰色になると仮定する（灰色仮説）ことにより、画像の平均の色を照明光色として推定する手法[12][13]がある。これら手法は、事前の情報取得が不要である反面、前提とする仮定が成立しない場合には推定精度が悪化するという課題がある。

我々は、以前、人間が物体の色を知覚する際に、灰色仮説に基づいて照明光色の影響を取り除いている可能性を示唆する心理物理実験の結果[14]があることに着目し、灰色仮説に基づく照明光色推定法を提案した[15]。この手法は、画像中から類似の色同士をクラスタリングし同一/類似の色を1種類の色で代表させることにより特定の色面積（画素数）による影響を抑制すると共に、灰色仮説を満たす色の組み合わせを抽出することで対象シーンが灰色仮説を満たさない場合であっても画像の平均の色を照明光色として推定する従来手法に比較して精度よく照明光色を推定できる。しかしながら、対象画像に含まれる色の種類が極端に少ない場合や特定の色相のみに偏っている場合には、反対色の組み合わせが得られず、照明光色推定ができないという課題があった。

本稿では、照明光毎の物体の色の取り得る範囲（色gamuts）内で、入力画像に仮想的に色を追加することによって上述の反対色を得られないという課題を解決する手法を提案する。以下、2章では本提案のベースである反対色特性を利用した照明光色推定手法の概要と提案手法について述べ、3章で実験とその結果、4章にまとめを行う。

2. 提案手法

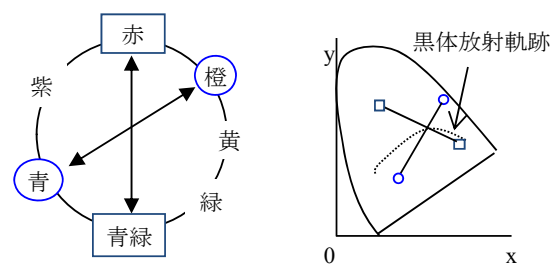
2.1 反対色特性を用いた灰色仮説ベースの照明光色推定

まず、我々の以前の提案手法の概要を簡単に説明する。灰色仮説とは上述したようにシーン中の全ての物体の色を平均すると灰色になるとする仮説であり、仮説が成立する場合には画像全体の画素値の平均を照明光色として推定できる。しかしながら、仮説が成立しない場合、例えば、画像中に特定の色が多い場合には、照明光色を誤推定するという課題がある。

そこで、(1) 同一/類似の色を一種類の色に代表させることで画像中の面積（画素数）による影響を抑制し、さらに(2) 画像中から反対色の性質を利用して灰色仮説を満たすような色を選択する、ことによって従来の灰色仮説による照明光色推定手法の適用範囲を拡大する手法を提案した。

反対色とは、図1(a)に示すように、色相環上で対角に位置する色同士であり、これら対角にある色同士の平均は灰色になるという性質をもつ。この反対色の関係を明るさを同一視した色空間である色度図上に表すと、黒体放射軌跡(図1(b)での点線で示す曲線)を挟んで対角(図中、○や□のペアが反対色に対応)に位置する。黒体放射軌跡とは、プランクの放射式で表される黒体放射の分光特性を色空間に射影したものであり、色温度毎に対応する色を接続した曲線である。一般に太陽光の分光特性は黒体放射で近似できることから、太陽光の色は色度図上で黒体放射軌跡の近傍にある。また、人工灯の場合、太陽光下に見えるように設計されているため、これらの色も同様に黒体放射軌跡の近傍にあると言える。よって、本稿での推定対象である照明光色は黒体放射軌跡上にあるものとする。

以下、処理の流れを図2のフローチャートを用いて説明する。上述したように、同色/類似色の面積（画素数）による影響を抑制するため、入力画像の画素値を色でクラスタリングし、代表色を決定する。次に、色度図上で反対色の関係にある色を選択するため、クラスタリング後の色を類似の色相をもつカテゴリに分割する。ここでは、黒体放射軌跡の上下にそれぞれ2種類ずつの色相カテゴリの計4種類に分割する(図3)。図3において、○はクラスタリング後の代表色、破線で囲まれた4種類の楕円が分割された色相カテゴリ、AとD、BとCのペアがそれぞれ反対色の関係にある色相カテゴリを表す。その後、灰色仮説成立と判定されるまで色を順次選択する。最初の色は、クラスタリング後の全ての代表色の中からランダムに選択し、その色が含まれる色相カテゴリと反対色の関係にある色相カテゴリの中から次の色を選択する。例えば、図3で最初の色が色相カテゴリCから選択された場合には、次の色は色相カテゴリBに含まれる5色の中からランダムに選択する。次に、選択された2色の平均を計算し、その色に近い色相カテゴリと反対色の関係にある色相カテゴリから3色めを選択する。例えば、2色の平均に近い色相カテゴリが図3でのDである場合には、3色めを色相カテゴリAに含まれる色から選択する。このように、選択色の平均と反対色の関係にある色を次の色として選択する。



(a) 色相環における反対色 (b) 色度図上の反対色

図1 色空間における反対色

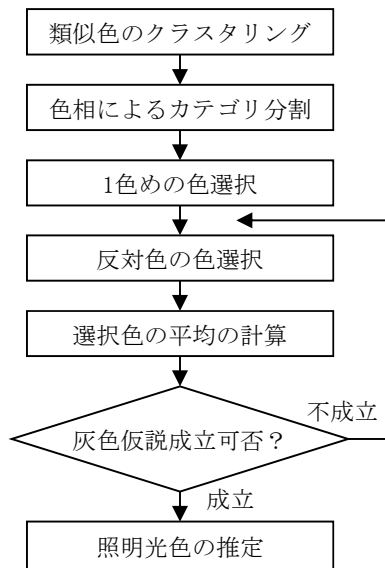


図 2 反対色特性を利用した照明光色推定手法の流れ

灰色仮説成立可否は、(1) 選択色の平均が色度図上で照明光色の範囲である黒体放射軌跡の近傍にあること、および、(2) 選択色数の増加に伴って平均値のばらつきが小さくなること、の2つの条件を共に満たす場合に成立と判定する。

$$dis(BL, \bar{C}_k) < th_1 \quad \dots \quad (1)$$

上式において、 BL は黒体放射軌跡、 \bar{C}_k は選択色 C_k の平均、 $dis()$ は色度図上で距離を計算する関数、 th_1 は閾値である。

$$|\sigma_k - \sigma_{k-1}| < th_2 \quad \dots \quad (2)$$

但し、 $\sigma_k = \sqrt{\frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (\bar{C}_i - \bar{C}_k)^2}$, $\bar{C}_k = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \bar{C}_i$

上式において、 σ_i は平均色 \bar{C}_k の標準偏差、 th_2 は閾値である。

仮説成立と判定された場合、選択色の平均値を照明光色として推定する。

2.2 色 gamut 利用の照明光色推定法

2.1 節に説明した照明光色推定では、特定の色相に偏りがある画像に対しても、従来の灰色仮説に基づく手法(画像の平均値を照明光色とする)に比較して精度よく照明光色の推定ができるが、画像中の色数が極端に少ない場合や色空間内で偏在する場合(図 4)には、反対色の関係にある色を選択することができないという課題があった。図 4 ではクラスタリング後の代表色(○で示す)のほとんどが色度図上で黒体放射軌跡の下側に分布しており、黒体放射軌跡の上側にあるべき反対色の関係にある色相カテゴリが存在しない例である。

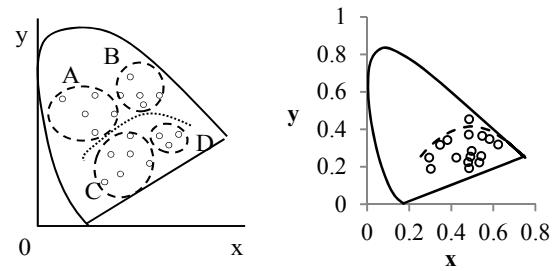


図 3 色相カテゴリへの分割 図 4 偏在する色分布の例

本稿では、このような場合の画像に対しても照明光色の推定を可能とするため、色 gamut を用いる手法を提案する。色 gamut とは、照明光下におけるあらゆる物体からの反射光の色を範囲を表したものである。入力画像に色 gamut の範囲内で仮想的に色を追加することで上述の課題を解決する。以下、本提案手法に関し具体的に説明する。

(1) 照明光候補の抽出

色 gamut を用いる際には照明光を特定する必要があるが、実際、照明光は不明である。そこで、色 gamut を利用する際の照明光を特定するため、低彩度の色からなる色 gamut (以下、低彩度 gamut と呼ぶ)を用いる。低彩度の色は照明光に近い色で反射する特性をもっているため、これら色領域からの反射光は色度図上で黒体放射軌跡の近傍、即ち、低彩度 gamut 内に含まれる。しかしながら、逆は常には成立せず、入力画像の色が、色度図上である照明光下の低彩度 gamut 内に含まれる場合であっても、その色が元々低彩度である場合とそうでない場合の両方のケースが存在する。そこで、入力画像でのクラスタリング後の代表色を含む低彩度 gamut を複数種類抽出すれば、その中には、本来の低彩度の色をもつ物体領域からの場合も含まれる可能性があると考えられる。よって、代表色を含む低彩度 gamut に対応する照明光を色 gamut を利用する際の候補として複数種類抽出する。その際、低彩度 gamut に含まれる代表色の数に応じて上位N個までを照明光候補として抽出する。

本稿で用いる低彩度 gamut の作成方法を以下に説明する。低彩度 gamut は、彩度の低い様々な色相の色をもつ物体領域からの反射光を様々な照明光の下の色を範囲を示すものであり、物体の表面反射率と照明光の分光分布との積和(XYZ 三刺激値)を色度図に射影することで得られる。照明光は上述したように黒体放射の分光特性で近似できることを利用し、プランクの放射式で表現することとし、色温度 47.5~682 mired の範囲で 23.5 mired おきにとった分光分布(計 28 種類)を用いる。表面反射率 $\rho_L(\lambda)$ は以下のように定義する。

$$\rho_L(\lambda) = \begin{cases} 1 & (\lambda = \lambda_k) \\ 0.3 & (\lambda \neq \lambda_k) \end{cases} \quad \dots \quad (3)$$

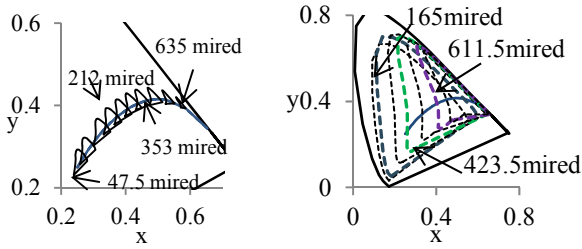


図 5 低彩度 gamut の例 図 6 高彩度 gamut の例

なお、 λ_k は可視光（400～700 nm）の範囲内で 10 nm おきにとったものであり、 $k=1, 2, \dots, 31$ とする。ここで定義する表面反射率は、可視光の範囲で、ある 1 波長のみ反射率が 1 で、それ以外は 0.3 となる分布である。図 5 に低彩度 gamut の例を示す。色度図上に曲線で示す黒体放射軌跡にそった小さい個々の三角形が、それぞれ色温度の異なる照明光下の低彩度 gamut である。

(2) 色追加

クラスタリング後の代表色からなる色分布に対し、各照明光の候補に対応する色 gamut の範囲内で仮想的に色をランダムに発生させ追加する。

色 gamut の境界領域の色は、彩度の高い色をもつ物体からの反射光から構成されることから、上記低彩度 gamut と区別するため、以下、高彩度 gamut と呼ぶ。

以下、高彩度 gamut の領域を定義する。低彩度 gamut の場合と同様、彩度の高い様々な色相の色をもつ物体領域からの反射光の色を様々な照明光下の色として求める。以下に示す式にしたがって高彩度の色をもつ物体の表面反射率 $\rho_H(\lambda)$ を定義する。

$$\rho_H(\lambda) = \begin{cases} 1 & (\lambda = \lambda_k) \\ 0.01 & (\lambda \neq \lambda_k) \end{cases} \dots\dots\dots (4)$$

λ_k ($k=1, 2, \dots, 31$) の範囲や照明光の分光分布、および、これらから色の範囲を計算するまでの処理は低彩度 gamut の場合と同様である。高彩度 gamut の例を図 6 に示す。低彩度 gamut と比較して、個々の gamut の領域や照明光の色温度の違いによる領域の変化の仕方が異なっていることがわかる。

(3) 照明光色の推定

色追加後の色分布に対して、反対色特性を用いた照明光色推定手法を適用する。即ち、図 2 での色相によるカテゴリ分割を行い、灰色仮説成立と判定されるまで色選択を繰り返す。ここで、仮説成立と判定された場合に得られる照明光色（以下、仮の照明光色と呼ぶ）は、低彩度 gamut による照明光候補の数、存在する。

次に、複数の仮の照明光色の中から、最終的な照明光色を絞り込む方法を説明する。色追加時の照明光候補が真の

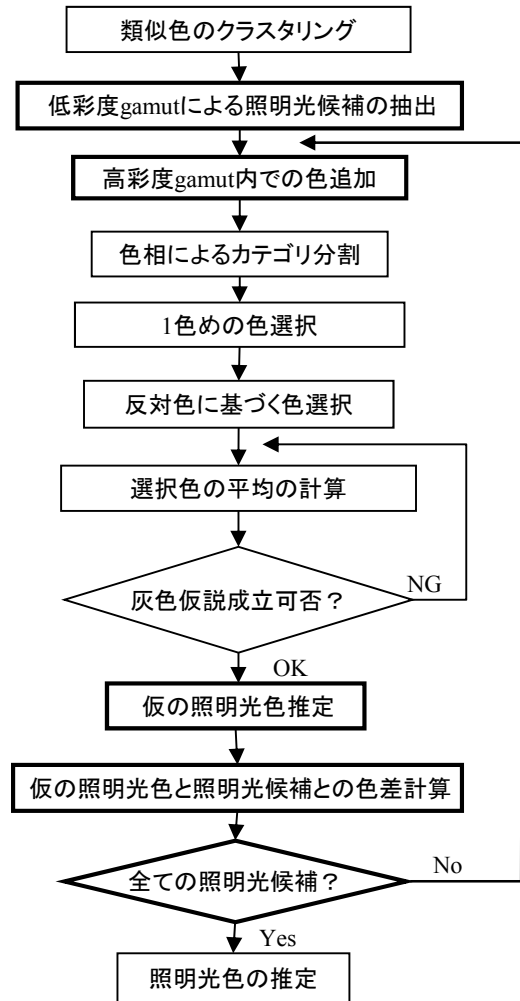


図 7 本提案の照明光推定の流れ

照明光と一致している場合には、追加した色分布が入力画像と同一の環境下で取得し得る可能性の高い色分布であるため、仮の照明光色は真の照明光色に近いと考えられる。一方、逆の場合には、仮の照明光色は真の照明光色とは異なる可能性が高いと考えられる。そこで、仮の照明光色と、それを得る際に用いた照明光色候補との色差が最も小さい仮の照明光色を最終的な照明光色として推定する。なお、色差は人間の知覚特性に合っているとされている均等色空間における u^*v^* 色度のユークリッド距離で求める。

図 7 に、本提案の処理の流れを示す。図中、太枠で囲った処理が図 2 に示す処理に対して新規に追加した部分である。低彩度、高彩度 gamut による色追加と照明光の絞り込みを追加したことが特徴である。

3. 実験

3.1 実験方法

提案手法の有効性を確認するため、提案手法および従来手法（灰色仮説に基づく照明光推定：画像の平均を照明光色とする）を色恒常性評価用の画像セット[16]に適用し、

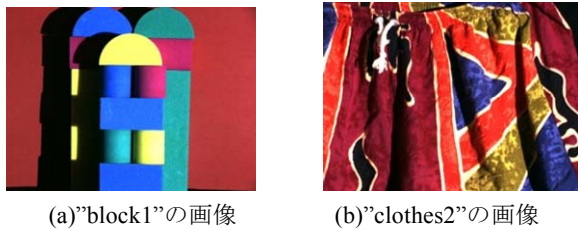


図 8 実験で用いた画像例

推定誤差を評価する．なお，照明光候補はクラスタリング後の代表色を含む低彩度 gamut の中で色数の多いものから上位 5 位 (N=5) までを取得する．

実験で用いた画像セットは，鏡面反射成分を比較的含まない 22 種類の被写体を 11 種類の照明光下で撮像した合計 223 枚の画像からなる（全ての照明光下での画像がないものが 19 枚ある）．ガンマ特性が補正 ($\gamma = 1$) されたカメラが用いられている．図 8 に実験画像の一例を示す．図 8 (b) に示す画像は赤から紫系統の色を多く含み，従来手法では被写体自体の色と混同して照明光色を誤推定する例であり，反対色特性を利用する手法[16]では，クラスタリング後の代表色が色空間内で赤・紫に偏っているため（図 4），照明光色の推定ができなかった画像である．推定誤差は，画像セットのサイト[16]にある照明光の分光分布から計算される色度を真値とし，推定照明光色との u^*v^* 色度のユークリッド距離として求める．

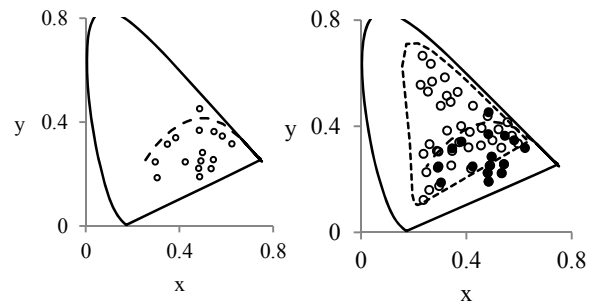
また，上記推定結果を用いて別な照明光色下の画像への変換を行う．ここでは，白色光下への変換を行うことで得られた物体の色を表現する．変換結果の比較のため，本稿では，白色照明光として，画像セットで用いられている 11 種類の照明光の中から最も白色 (0.3, 0.3) に近い色である，Solux 3500K+青色フィルタの照明光 (0.316, 0.336) を選択する．画像セットの画像に推定された照明光色を除去して白色照明光下の画像に変換した結果と，元々白色照明光下の画像とを比較する．具体的な変換は式 (3) に示すように，入力画像の色 (三刺激値) を X, Y, Z ，推定照明光の色を $X_{est}, Y_{est}, Z_{est}$ ，白色光の色を X_w, Y_w, Z_w ，とした時，変換後の色 X', Y', Z' は以下の式で表される．

$$\begin{cases} X' = (X_w / X_{est}) \cdot X \\ Y' = (Y_w / Y_{est}) \cdot Y \\ Z' = (Z_w / Z_{est}) \cdot Z \end{cases} \quad \dots \dots \dots (5)$$

3.2 実験結果

(1) 照明光色推定結果

反対色特性を利用した照明光色推定では，今回用いた画像セット 223 枚中 38 枚の画像において，図 4 に示すような色の偏りのため反対色の関係にある色相カテゴリを生成できず照明光色を推定できなかったが，本提案による色追加により上述の問題を解決されたため，照明光色を推定でき



(a)入力画像の色分布 (b)色追加後の色分布

図 9 色追加前・後の画像の色分布例

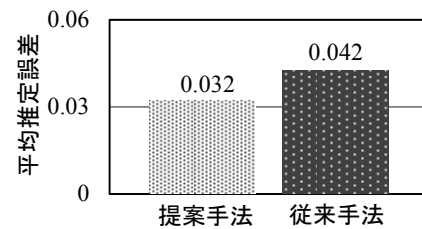


図 10 平均の推定誤差の比較

るようになった．図 9 に，入力時の画像 (“clothes2”) において，色追加前 (a) と後 (b) の色分布を示す．図 9 (b) において，黒い点が入力時の画像の色分布 (図 9 (a) と同じ)，白い点が点線で示す高彩度 gamut の範囲内で追加した色を表す．色追加を行うことによって色空間内に均等に色が分布することがわかる．

また，図 10 に平均の推定誤差を従来手法との比較で示す．図より，提案手法による誤差の方が従来手法に比較して小さいことがわかる．この結果に対し，一対の標本による平均の検定 (t 検定) を行うと P 値 (両側) $= 1.49 \times 10^{-5}$ となり，棄却域 1% で有意差があると判定された．このことは本提案によって推定精度が統計的に有意に向上したことを示しており，低彩度 gamut および高彩度 gamut による色追加による効果があったと言える．

(2) 照明光色変換結果

図 11 に “clothes2” のシーンをもつ 11 照明光下の画像に対し，従来手法および提案手法によって推定された照明光色に基づいて白色光下への画像に変換した際の色変化を示す．○が入力画像の平均色，□，△がそれぞれ従来手法，提案手法による照明光推定値を用いた白色照明光下への変換画像の平均色を表す．×が白色光下の “clothes2” の画像の平均色であり，あらゆる照明光下の画像からの変換結果 (▲と□) が，×に一致する場合に照明光色推定が正しいと言える．図より，どの結果もオリジナルの画像の平均色 (×) には一致してはいないが，提案手法による変換結果 (▲) の方が，従来手法による変換結果 (□) よりも比較的オリ

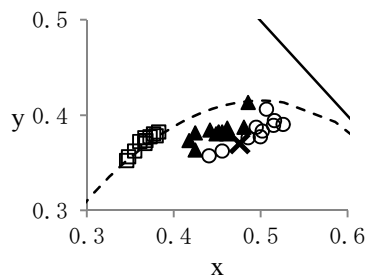


図 11 白色光下への照明光色変換による色変化

ジナルの色に近いことがわかる。

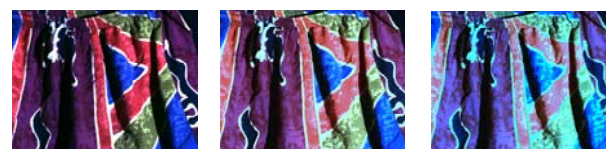
図 12 には、白色光下の画像（オリジナル）と、提案手法および従来手法による照明光色推定結果に基づいて白色光下の画像に変換した結果を示す。図より、従来手法では照明光色を赤紫系の色として推定したため、照明光色変換により画像から赤紫系の色を除去したため白色光下への変換画像では青みの多い画像になっている。一方、提案手法の方では、元々の被写体をもつ赤紫系の色みを反映した画像に変換されている。

また、従来手法および提案手法での照明光色推定結果に基づいて白色光下の画像に変換した結果と元々白色光下の画像との画素値毎の色差の平均値に対して、一対の標本による平均の検定 (t 検定) を行った結果、P 値 (両側) = 2.98×10^{-38} となり、棄却率 1% で提案手法の方がオリジナルの画像に近いという判定になった。以上のことから、提案手法による照明光色推定結果を用いた方がより実際の白色光下の画像の色に近い色を表現できることがわかる。さらには、様々な照明光下の画像への変換に対しても実際と同様な見えを表現することができると考えられる。

4. おわりに

本稿では、1 枚の画像から照明光色を推定する手法に関し、シーン中の被写体の色を平均すると灰色になるとする仮説 (灰色仮説) とあらゆる照明光下における物体の色の取り得る範囲を表す色 gamut を利用した手法を提案した。提案手法で用いた色 gamut は、高彩度の色をもつ物体からの反射光の範囲を表す高彩度 gamut と、低彩度の色をもつ物体からの反射光の範囲を表す低彩度 gamut の 2 種類を用いた。前者は、入力画像に仮想的に色を追加し、色空間内で均等な色分布を生成するために利用し、後者は高彩度 gamut を利用する際の照明光候補を抽出する際に用いられた。

実画像に適用した結果、画像中に含まれる色数が極端に少ない場合や特定の色に偏在している場合であっても、安定的に照明光色を推定でき、かつ、灰色仮説に基づく従来の照明光色推定に比較して統計的に有意に推定誤差が小さいことが示された。



(a)オリジナル (b) 提案手法 (c) 従来手法

図 12 白色光下への照明光色変換画像

今後は、低彩度・高彩度 gamut 領域のサイズや低彩度 gamut による照明光色候補の抽出数による影響、色追加方法等を検討すると共に様々な画像に適用し評価する予定である。

謝辞 本研究を進めるにあたり、日頃より建設的な議論とサポートを頂いた NTT メディアインテリジェンス研究所画像メディア研究プロジェクト奥田プロジェクトマネージャを始めプロジェクトメンバの皆様へ感謝します。

参考文献

- 1) <http://www.color.org/index.xalter>
- 2) A. Gijzen and T. Gevers, "Color constancy using natural image statistics," Proc. CVPR, pp.1-8, 2007.
- 3) D.A. Forsyth, "A novel algorithm for color constancy," Int. J. Comput. Vis., vol.5, no.1, pp.5-36, 1990.
- 4) G.D. Finlayson, "Color in perspective," IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., vol.18, no.10, pp.1034-1038, 1996.
- 5) G.D. Finlayson, S.D. Hordley and I. Tastl, "Gamut constrained illuminant estimation," Int. J. Comput. Vis., vol.67, no.1, pp.93-109, 2006.
- 6) S. Tominaga and B.A. Wandell, "Natural scene-illuminant estimation using the sensor correlation," Proc. IEEE, vol.90, no.1, pp.42-56, 2002.
- 7) D.H. Brainard and W.T. Freeman, "Bayesian color constancy," J. Opt. Soc. Am., vol.14, no.7, pp.1393-1411, 1997.
- 8) C. Rosenberg, M. Hebert, and S. Thrun, "Color constancy using KL-divergence," Proc. ICCV, pp.239-246, 2001.
- 9) G.J. Klinker, S.A. Shafer, and T. Kanade, "Using a color reflection model to separate highlights from object color," Proc. First International Conference on Computer Vision, pp.145-150, 1987.
- 10) S. Tominaga, "Dichromatic reflection models for a variety of materials," Color Research and Application, vol.19, no.4, pp.277-285, 1994.
- 11) E.H. Land, "The retinex theory of color vision," Scientific American, vol.236, no.6, pp.108-128, 1977.
- 12) R. Gershon and A.D. Jepson, "The computation of color constant descriptors in chromatic images," Color Research and Application, vol.14, no.6, pp.325-334, 1989.
- 13) G. Buchsbaum, "A spatial processor model for object colour perception," J. Franklin Institute, vol.310, no.1, pp.1-26, 1980.
- 14) 川村春美, 乾 敏郎, 鈴木 智, 徳永幸生, "カラー画像における灰色仮説の適用条件と照明光の推定," 信学論 (D), vol.J80-D-II, no.5, pp.1046-1056, May 1997.
- 15) 川村春美, 米村俊一, 大谷 淳, 松浦宣彦, "反対色の特性を利用した色選択による灰色仮説判定に基づくカラー画像からの照明光推定法," 信学論(D), vol.J94-D, no.8, pp.1346-1358, Aug. 2011.
- 16) http://www.cs.sfu.ca/~colour/data/colour_constancy_test_images/index.html