対数空間における反射率分布と光源スペクトルの分離 - 有効な拘束条件の検証-

小林 由枝 川上 玲 池内 克史

† 東京大学 学際情報学府 †† 東京大学 生産技術研究所

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

あらまし 我々が観察するスペクトルは,光源スペクトルと反射率分布の積である.これらを分離できれば,同じ物体を認識したり,別の光源下での見えを再合成したりできる.これまでスペクトルを用いた様々な手法が提案されているが,これらは主に,光源スペクトルと反射率分布を少数の基底関数の線形和で近似し,その係数を最適化により推定するものである.しかし,この目的関数は単峰型であるとは必ずしも言えず,全体最適解を求めるには,Annealing などの計算コストの高い手法を用いる必要があった.このコストを削減し線形な計算量で推定を行うために,対数空間を用いる手法が提案されている.しかしながら,この手法は光源と反射率の基底関数の性質により,推定が不安定になる問題がある.そこで本論文では,この推定を安定化させるために,どのような拘束条件が有効かについて検証を行う.拘束条件としては,計測箇所複数点のスペクトルについて(1)同一光源・異物体(2)異光源・同一物体(3)光源環境が自然光である,という三種類の拘束を用い,条件の線形な定式化を行う.また,拘束によりどの程度推定が安定化されるかを検証する.

キーワード 反射率分布,光源スペクトル,屋外環境光

Illumination and Reflectance Separation in Logarithmic Space

-Verification of effective constraints-

Yoshie KOBAYASHI[†], Rei KAWAKAMI^{††}, and Katsushi IKEUCHI[†]

† Interfaculty Initiative in Information Studies, The University of Tokyo †† Institute of Industrial Science, The University of Tokyo E-mail: †{yoshie,rei,ki}@cvl.iis.u-tokyo.ac.jp

Abstract A spectrum that we observe is a multiplication of an illumination spectrum and a surface reflectance. Separating those components tells us the actual surface color of an object; this enables us to recognize objects by colors, or to synthesize a novel view of an object under a different illumination color. For this purpose, a number of methods that utilize spectra have been proposed. Most of them assumes that surface and illumination colors can be approximated by a linear combination of a small set of basis functions, and estimates the coefficients by minimization. However, the objective functions are not necessarily mono-modal, and therefore those methods requires a computationally expensive technique, such as the simulated annealing, to reach the global optimum. To reduce the cost, a method that uses logarithmic space is recently proposed. However, the method is not stable due to the inherent characteristics of the basis functions. Therefore, this paper investigates constraints that can make the estimation more robust. Concretely, we will test the following three constraints: (1) identical illumination, different surfaces, (2) different surfaces, identical illumination, and (3) illumination is daylight. We will show the comparison of those constraints and discuss our future work.

1

Key words surface reflectance, illumination spectrum, daylights

1. はじめに

布に分離することは,コンピュータビジョンにおいて重要な課題である.反射率分布を求めることにより,光源

スペクトルを光源と物体固有の色情報である反射率分

に影響されない物体の色を知ることができ,物体の認識や,ディジタルアーカイブなどで役立ってくる.今までこの分離の問題は色恒常性 (Color Constancy) の理論の枠組みで行われてきた [1] [2] [3] [4].従来の色恒常性では RGB の 3 チャンネルのみを用いるが,反射率分布を推定する場合には,データを生かしきれない場合がある.

そこで,多波長データ,すなわちスペクトルを用いる手法が数多く提案されている.Tominagaらは,二色性反射モデルを用い,つやを表す鏡面反射成分とマットな拡散反射成分を分離し,光源と反射率成分の分離を精度よく実現した[5].この手法は,鏡面反射成分が必ず観測される必要がある.

鏡面反射を用いない手法では,Wandellら[6]やHo[7]らが基底関数を用いた最小化による手法を提案した.この手法は光源スペクトルおよび反射率分布を基底関数の線形和で表し[8][9][10][11],近似値と入力値の差分が最小化されるように基底関数の係数を探し出すというものである.だが,この時求まる光源スペクトルや反射率分布は,負の値を持つことがあり,また,推定値が全体最適解ではなく局所解に陥ってしまう問題があった.

Chang [12] らはそれらに物理制約を加えてその矛盾を解消し、さらに Annealing および Hit-and-Run のアルゴリズムを用いて計算効率を向上した.Ohta ら [13] は、光源に CIE 昼光の制約を設けることにより、推定精度が向上することを示した.また、さらなる精度向上のため、猪狩ら [14] は複数のスペクトルを用いて制約条件を加え分離を行った.しかし、これらの手法は分離のアルゴリズムに Annealing や Hit-and-Run を用いているため、計算コストが高いという問題点があった.

Drew [15] らは対数空間での分離手法を提案し,基底関数を対数空間で求めた.これにより,光源や反射率の推定が線形の計算量で可能となることを示し,また精度は従来法と変わらないことを示した.しかしながら,用いる基底関数の性質から,推定が常に安定であるとは限らない.

そこで,本論文では,対数空間での分離手法の精度を向上させるため(1)同一光源・異物体(2)異光源・同一物体(3)屋外光源,という拘束条件を用い,これらの有効性を検証する.これらの拘束条件を組み込む理論的な枠組みを提案し,実データの実験により検証を行う.

本稿の内容は以下の通りである.まず,2章ではスペクトルのモデルと分離手法について述べる.3章では拘束条件を用いた分離手法について述べる.4章ではスペクトルから反射率分布と光源スペクトルの分離の精度検証実験について述べる.5章ではまとめと今後の課題を述べる.

2. スペクトルモデル

2.1 従来のスペクトルモデル

スペクトルは光源スペクトルと反射率分布の積で表さ

れる.

$$\hat{I}(\lambda) = \hat{E}(\lambda)\hat{S}(\lambda) \tag{1}$$

 $\hat{I}(\lambda)$ はスペクトル, $\hat{E}(\lambda)$ は光源スペクトル, $\hat{S}(\lambda)$ は反射率分布, λ は波長である. $\hat{E}(\lambda)$ に関しては,Judd [8] らが自然光およびいくつかの人工光のスペクトルは 3 つの基底関数の和で表現可能であることを示した.式で表すと以下のようになる.

$$\hat{E}(\lambda) = \sum_{i=1}^{m} \hat{e}_i \hat{E}_i(\lambda) \tag{2}$$

 $\hat{E}_i(\lambda)$ は光源スペクトルの基底関数, \hat{e}_i はその係数である.そして, $\mathrm{Ho}\left[7\right]$ や $\mathrm{Chang}\left[12\right]$ らは3 つの光源スペクトルの基底関数を用いてスペクトルの分離を行った.また $\mathrm{Slater}\left[11\right]$ は十分な制度を得るためには8 つの基底関数が必要であるとした.

また, Cohen [12] らや Parkkinen [9] らにより反射率分布は以下のような式で表されることが示された.

$$\hat{S}(\lambda) = \sum_{j=1}^{n} \hat{s}_i \hat{S}_i(\lambda) \tag{3}$$

 $\hat{S}(\lambda)$ は反射率分布の基底関数, \hat{s}_i はその係数である.Cohen らは Munsell chip のスペクトルデータに対して主成分分析を行い,基底関数を求め Parkkinen らは様々な物体のスペクトルを測定し,8 つの基底関数によってほぼ全ての反射率分布を正確に表現できることを示した.さらに Cohen らは反射率分布の推定についても 3 つの基底関数によって十分に精度よく表現出来ることを示した.Ho [7] や Chang [12] らは 3 つの反射率分布の基底関数を用いて分離を行った.分離の際に用いる基底関数を増やせば,より正確な光源スペクトルと反射率分布を表現できるが,冗長性が増すために正しくない解が求められる可能性も増大する.よって,出来るだけ少ない基底関数を用いる必要がある.

2.2 対数空間でのスペクトルモデル [15]

式 (1) のスペクトルに対して対数を取ったスペクトル $I(\lambda)$ は式 (4) で表される.この時, $E(\lambda)$ は光源スペクトル, $S(\lambda)$ は反射率分布である.

$$I(\lambda) = E(\lambda) + S(\lambda) \tag{4}$$

 ${
m Drew}$ ら [15] は,対数の光源スペクトルと反射率分布に関しても基底関数の線形和の仮定が適用できることを示した.すなわち,対数空間で,

$$E(\lambda) = \sum_{i=1}^{m} e_i E_i(\lambda) \tag{5}$$

$$S(\lambda) = \sum_{j=1}^{n} s_j S_j(\lambda) \tag{6}$$

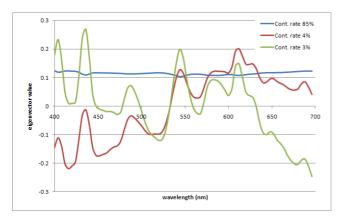


図 1 log 空間における寄与率 90% 以上の光源スペクトルの基 底関数

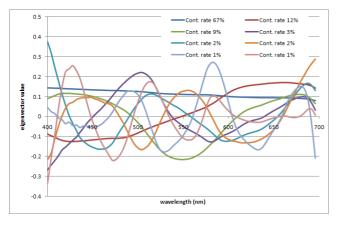


図 $2 \log 2$ 空間における寄与率 90% 以上の反射率分布の基底 関数

のように書ける.ただし, $E_i(\lambda)$, $S_j(\lambda)$ は,それぞれ対数スペクトルの基底である.

Barnard [16] らが計測した自然光といくつかの人工光スペクトルと Vrhel [17] らが測定した自然物と人工物の反射率分布を用いて $E(\lambda)$, $S(\lambda)$ の基底関数を求めた結果を図 1 , および 2 に示す.基底関数の作成には,特異値分解 (SVD) を用いた.図 1 , 2 には寄与率 90% 以上の基底関数を示した.図 1 , 2 のように,本論文では寄与率 90% 以上,すなわち光源スペクトルに関しては 3 つの基底関数 ∞ , 反射率分布に関しては ∞ の基底関数を用いる.

2.3 対数空間におけるスペクトルの分離手法 [15]

式 (5) と式 (6) を式 (4) に代入するとスペクトルは以下のように表される.

$$I(\lambda) = E(\lambda) + S(\lambda) \simeq \sum_{i=1}^{m} e_i E_i(\lambda) + \sum_{j=1}^{n} s_j S_j(\lambda) (7)$$

これにより光源スペクトルと反射率分布は以下の式を最小化する e_i , s_j を求めることにより推定される .

$$L = \int \left[\sum_{i=1}^{m} e_i E_i(\lambda) + \sum_{j=1}^{n} s_j S_j(\lambda) - I(\lambda) \right]^2 d\lambda \quad (8)$$

光源スペクトルの行列をE,反射率分布の行列をS,光源スペクトルの基底関数の係数ベクトルをe,反射率分布の基底関数の係数ベクトルをsとする.式(8)の光源スペクトルの係数ベクトルeと反射率分布の係数ベクトルsに関して式(8)を偏微分し,これらが最小値でゼロとなることを用いると,

$$Me + Ns = f (9)$$

$$Oe + Ps = g \tag{10}$$

となる.ここで,M,N,O,P,f,gは以下のようになる.

$$M = E^T E$$
 , $N = E^T S$ $O = N^T$, $P = S^T S$ $f = E^T I$, $g = S^T I$ (11)

Eは光源スペクトルの基底関数の行列で $m \times s$ 行列,S は反射率分布の基底関数の行列 s で $n \times s$ 行列,I は測定したスペクトルの行列で $s \times 1$ となる .m は用いた光源スペクトルの基底関数の数,n は用いた反射率分布の基底関数の数,s は波長のサンプル数である.以上より,式 (9) ,(10) は以下のように表される.

$$\mathbf{A}\alpha = \mathbf{h} \tag{12}$$

A, α , hは以下のようになる.

$$A = \begin{bmatrix} M & N \\ O & P \end{bmatrix} \alpha = \begin{pmatrix} e \\ s \end{pmatrix} h = \begin{pmatrix} f \\ g \end{pmatrix}$$
 (13)

これより,光源スペクトルと反射率分布の推定が線形計算で行える.

ここで、光源とスペクトルの間のスケールの曖昧性の問題が発生する.すなわち、A はフルランクではなく、重解を許してしまうために推定が正しく行えず、スケールが正しく定まらないという問題がある.そこで、この問題を解決するために基底関数を作成するのに使用したデータを用いて以下のような最適化を行う.

全ての光源スペクトルと反射率分布のデータの組み合わせの数 (K) に対して,基底関数の係数 $\tilde{\alpha}$ の推定を行う. $\tilde{\alpha}$ は $(m+n) \times K$ の行列となる.また,基底関数の正しい係数として, \tilde{e} , \tilde{s} を求める. \tilde{e} , \tilde{s} はそれぞれ $m \times K$, $n \times K$ の行列となる.これらに対して,正しい係数 \tilde{e} , \tilde{s} と推定した係数 $\tilde{\alpha}$ の差分を最小化するような行列Q,R を求めることによりスケールの曖昧性を取り除く最適化を行う.これを式で表すと以下のようになる.

$$minL_1 = \sum \|\tilde{e} - Q\tilde{\alpha}\|$$

 $minL_2 = \sum \|\tilde{s} - R\tilde{\alpha}\|$ (14)

(14) 式からQ, Rは以下のようになる.

$$Q = \tilde{e}\tilde{\alpha}(\tilde{\alpha}\tilde{\alpha}^T)^{-1}$$

$$R = \tilde{s}\tilde{\alpha}(\tilde{\alpha}\tilde{\alpha}^T)^{-1} \tag{15}$$

Q, Rはそれぞれ $m \times (m+n)$, $n \times (m+n)$ の行列であ る.以上から,最適化した基底関数 $ilde{lpha}_{new}$ は以下のよう になる.

$$\tilde{\alpha}_{new} = T\tilde{\alpha} \tag{16}$$

提案手法:拘束条件を用いての分離

3.1 複数のスペクトルを用いての分離

Drew [15] らによって提案されている計測箇所が一点 のスペクトルを用いた分離では、スケールの曖昧性によ り誤差が大きくなることがある.これを回避し正しい解 を求めるために,本稿では複数個所の測定点を用いた分 離手法を提案する.

3.1.1 同一光源・異物体のスペクトルを用いての分離 一定の条件下の複数のスペクトルを用いることで,我々 は様々な拘束条件を得ることができる.まず,一つ目は 単一光源下で測定した場合のスペクトルを用いる場合で ある.ここでは,全てのスペクトルにおいて光源スペク トルが等しいので,式(8)の光源スペクトルの基底関数 の係数 e_i を共有しながら , 分離を行うことができる . す なわち,次式を最小化する e_i , $s_{p,j}$ を求める.

$$L_1 = \sum_{p=1}^{points} \sum_{\lambda} \left(\sum_{i=1}^m e_i Ei(\lambda) + \sum_{j=1}^n s_{p,j} S_j(\lambda) - I_p(\lambda) \right)^2 (17^{-0.2})^2$$

3.1.2 異光源・同一物体のスペクトルを用いての分離 二つ目としては,同一物体を異なる光源下で測定した 場合のスペクトルを用いる場合である.ここでは,全て のスペクトルにおいて反射率分布が等しいので,式(8) の反射率分布の基底関数の係数 s_j を共有しながら,分離 を行うことができる. すなわち, 次式を最小化する $e_{p,i}$, s_i を求める.

$$L_2 = \sum_{p=1}^{points} \sum_{\lambda} \left(\sum_{i=1}^{m} e_{p,i} Ei(\lambda) + \sum_{j=1}^{n} s_j S_j(\lambda) - I_p(\lambda) \right)^2 (18) \quad I(\lambda) \simeq E_m(\lambda) + p_1(\lambda) b_1 + \sum_{j=1}^{n} s_j S_j(\lambda)$$

3.2 屋外環境光の拘束条件を用いての分離

Marchant [18], [19] らは光源環境が Judd [8] らが示し た自然光であれば,光源スペクトルは以下の式で99%の 精度で表せることを示した.

$$E(\lambda) = E_m(\lambda) + p_1(\lambda)b_1 \tag{19}$$

ここで, $E(\lambda)$ は光源スペクトルである. $E_m(\lambda)$ は 2,000K~20,000K までの色温度のスペクトルを 2,000K ごとにサンプリングし,これらの平均をとったものであ る.波長帯域は350nm~830nm までで,4nm ごとにサ ンプリングした.また, p_1 は $2,000K \sim 20,000K$ までの サンプリングしたスペクトルに対して, 主成分分析を行

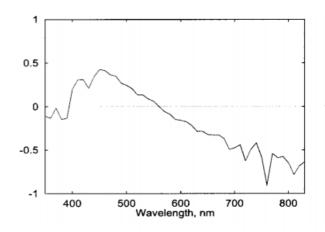


図 3 2.000K~20.000K までの色温度の光源スペクトルに対 して 2,000K ごとの光源スペクトルの平均値

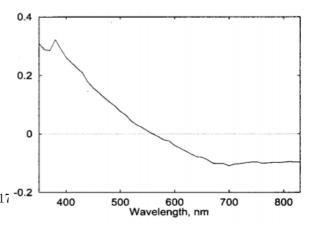


図 4 2,000K~20,000K までの色温度の光源スペクトルにつ いて 2,000K ごとのデータをとり主成分分析を行って得 られた第一主成分の値

い得られた第一主成分である. b_1 は重み係数である.そ れぞれ,図3,4のようになる.

式(7),(19)より,スペクトルは次式のように表される.

$$I(\lambda) \simeq E_m(\lambda) + p_1(\lambda)b_1 + \sum_{j=1}^n s_j S_j(\lambda)$$
 (20)

したがって, b_1 , s_j を求めることにより,次式を最小化 し光源スペクトルと反射率分布の推定が行える.

$$L_{3} = \left(E_{m}(\lambda) + p_{1}(\lambda)b_{1} + \sum_{j=1}^{n} s_{j}S_{j}(\lambda) - I(\lambda)\right)^{2} (21)$$

式(17),(18)の光源スペクトルを式(19)で置き換える ことで,3.1で述べた拘束条件を用いることができる.

4. 実

スペクトルメータ (Spectrascan PR650), マクベス チャート,人工太陽灯を図のように設置しスペクトルの 測定を行った.測定はマクベスチャートの赤,青,緑, 黄に対して行った、光源の真値は図5の白色版の測定値

とする.また,測定時に用いた光源は人口太陽灯とハロゲンライトである.図 6 , 7 , 8 , 9 は Drew [18] らの手法を用いて,測定から得られたスペクトルに対して反射率分布と光源スペクトルの分離を行った結果である.破線は分離によって得られた値,実線は真値である.図 10 , 11 は同一光源・異物体の拘束条件を用いて,測定したスペクトルデータから反射率分布と光源スペクトルの分離を行った結果である.図 12 , 13 は自然光の拘束条件を用いて分離を行ったものである.図 14 は異光源・同一物体の拘束条件を用いて,測定したスペクトルから反射率分布と光源スペクトルの分離を行った結果である.図 15 は誤差評価の結果である.誤差評価には次式を用いた.

$$\sum_{\lambda} (I_{\underline{\mathbf{q}}\underline{\mathbf{m}}}(\lambda) - I_{\underline{\mathbf{H}}\underline{\mathbf{r}}\underline{\mathbf{m}}}(\lambda))^2 \tag{22}$$

これらから,同一光源・異物体の拘束条件により推定精度が向上していることが分かる.しかし,同じように拘束条件を用いていても,自然光の拘束条件や異光源・同一物体の拘束条件の際には推定精度が落ちている.

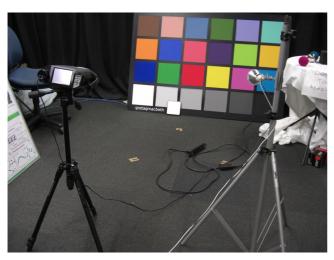


図5 実験風景



図 6 白色光源下で測定したスペクトルに対して光源スペクトルの推定を Drew らの手法で行った結果

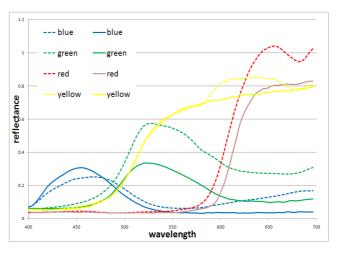


図 7 白色光源下で測定したスペクトルに対して反射率分布の 推定を Drew らの手法で行った結果

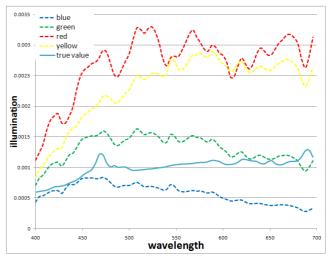


図 8 ハロゲンライト下で測定したスペクトルに対して光源スペクトルの推定を Drew らの手法で行った結果

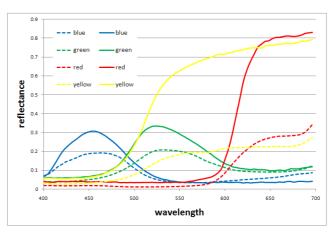


図 9 ハロゲンライト下で測定したスペクトルに対して反射率 分布の推定を Drew らの手法で行った結果

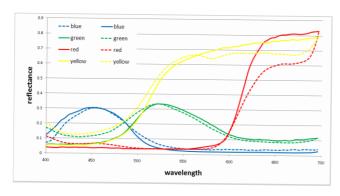


図 10 白色光源下で測定したスペクトルに対して反射率分布 の推定を同一光源・異物体の拘束条件を用いて行った 結果

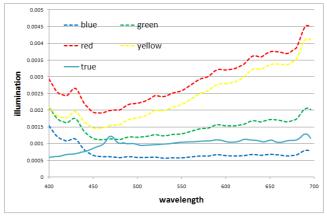


図 13 白色光源下で測定したスペクトルに対して自然光の拘束条件を用いて光源スペクトルの推定を行った結果

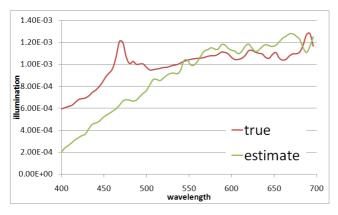


図 11 白色光源下で測定したスペクトルに対して光源スペクトルの推定を同一光源・異物体の拘束条件を用いて行った結果

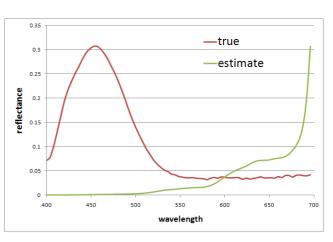


図 14 同一物体・異光源の拘束条件を用いて推定を行った結果

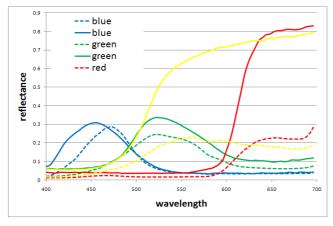


図 12 白色光源下で測定したスペクトルに対して自然光の拘束条件を用いて反射率分布の推定を行った結果



図 15 誤差評価

5. まとめと今後の課題

本論文では,同一光源・異物体,光源が自然光である,同一物体・異光源の拘束条件を用いて,スペクトルを反射率分布と光源スペクトルの分離を行い,精度を検証した.実験の結果(1)同一光源・異物体の条件下では精度が良いことがわかったが(2)異光源・同一物体の条件下では分離することができず,また(3)屋外光源(光源を自然光と仮定)の条件下では精度の向上は見られなかった.また,推定を行う際に用いている式(13)の行列Aのランクがフルランクでないために重解を許してしまい,推定された結果のスペクトルのスケールが曖昧になってしまうという問題点もある.同一物体・異光源の分離ができない原因を探ること,スケールの曖昧性の回避について,今後の課題として取り組んでいきたい.

文 献

- S. Tominaga and S. Ebisui and B. A. Wandell. Scene illuminant classification: brighter is better. JOSA, 18(1):55-64, 2001.
- [2] G. D. Finlayson, S. D. Hordley, and Paul M. Hubel. Color by correlation: A simple, unifying framework for color constancy. PAMI, 23(11):1209-1221, 2001.
- [3] G. D. Finlayson, B. V. Funt, and K. Barnard. Color constancy under varying illumination. ICCV, 720-725, 1995
- [4] R. T. Tan and K. Nishino and K. Ikeuch. Color constancy through inverse intensity-chromaticity space. JOSA, 21(3):321-334, 2004.
- [5] S. Tominaga and B. A. Wandell. Standard surfacereflectance model and illuminant estimation. JOSA, 6(4):576-584, 1989.
- [6] L. T. Maloney, and B. A. Wandell. Color constancy: a method for recovering surface spectral reflectance. Physics-based vision: Principles and practice, Color. Jones and Bartlett Publishers, Inc. pp. 219-223, 1992.
- [7] J. Ho, Brian V. Funt, and M. S. Drew. Separating a color signal into illumination and surface reflectance components: Theory and applications. IEEE PAMI, 12(10):966-977, 1990.
- [8] D. B. Judd, D. L. Macadam, and G. Wyszechi. Spectral distribution of typical daylight as a function of correlated color temperature. J. Opt. Soc. Am, 54(8):1031-1040, 1990.
- [9] J. P. S. Parkkinen, J. Hallikainen, and T. Jaaskelainen. Characteristic spectra of Munsell colors. J. Opt. Soc. Am. A, 6(2):318-322, 1989.
- [10] J. Cohen. Dependency of the spectral reflectance curves of Munsell color chips. Psychon, Sci., 1:369-370.1964.
- [11] D. Slater and G. Healey. What is the spectral dimensionary of illumination functions in outdoor scenes? CVPR, 105-110, 1998.
- [12] P. R. Chang and Tsung-Hsieh Hsieh. Constrained nonlinear optimization approaches to color-signal separation. IEEE trans. image processing, 4(1):81-93, 1995.
- [13] Y. Ohta and Y. Hayashi. Recovery of illuminant and surface colors from images based on the CIE daylight. Proc. ECCV, pp.234-246, 1994.
- [14] 猪狩壮文 , Robby T. Tann , 池内克史 . Interference filter を用いて取得した反射光スペクトルの光源スペクト

- ル・分光反射率分離 . MIRU, 477-482, 2004.
- [15] M. S. Drew, G. D. Finlayson. Analytic solution for separating spectra int illumination and surface reflectance components. J. Opt. Soc. Am. A,2(24):294-303, 2007
- [16] K. Barnard, L. Martin, B. Funt, and W. Cowan, Black light:how sensors filter spectral variation of illuminant, IEEE Trans. Biomed. Eng. (36):140-149, 1989.
- [17] M. Vrehl, R. Gershon, and L. Iwan. Measurement and analysis of object reflectance spectra. Color Res. Appl. (19):4-9, 1994.
- [18] J. A. Marchant, C. M. Onyango. Spectral invariance under daylight illumination changes. J. Opt. Soc. Am. A, 5(19):840-848, 2002.
- [19] J. A. Marchant, C. M. Onyango. Color invariant for daylight changes: relaxing the constraints on illumination. J. Opt. Soc. Am. A, 11(18):2704-2706, 2001.