

メタマ推定に基づく RGB 画像からの被写体の 測色値予測（第一報：理論）

長谷川隆行^{†,††} 飯野浩一^{††} 津村徳道[†]
中口俊哉[†] 三宅洋一^{†††}(正会員)

[†] 千葉大学大学院融合科学研究科

^{††} 凸版印刷株式会社

^{†††} 千葉大学フロンティアメディカル工学研究開発センター

あらまし 本稿では、デジタルカメラの RGB 画像から、任意照明光下における被写体の測色値を予測する手法を提案する。3 バンドカメラによる撮影では、測色値の異なる複数の分光反射率が同一のセンサ応答を与え得る。そのため、センサ応答から正確な測色値への変換は一对多関係となり、一意に決定することができない。提案手法では、被写体と同じ材質の物体が有する分光反射率の統計的特徴を参照することにより、与えられたセンサ応答から最も期待度の高い測色値を導出する。

キーワード：メタマ推定，被写体測色値予測，デジタルカメラ

Summary This article addresses a method that predicts colorimetric values of an object under an arbitrary illuminant from an RGB image photographed by a digital still camera. When using a 3-band camera, multiple reflectance spectra that yield different colorimetric values may give the same sensor responses. This phenomenon implies that a conversion from sensor responses to accurate colorimetric values is a one-to-many relationship and cannot be uniquely determined. The proposed method can derive the colorimetric values with the highest degree of expectation from the given sensor responses by referring to the statistic feature of reflectance spectra of objects with the same material as the object to be photographed.

Key words: metamer estimation, object color prediction, digital still camera

1. 緒 言

デジタル画像の初期生成手段として、デジタルカメラが広く普及している。デジタルカメラのイメージセンサでは、一般に入射光量に対して線形な応答を示す電気信号が発生し、 R, G, B の 3 バンドのセンサ応答が記録される。一方、人間が知覚する色は CIE 三刺激値 X 、

Y, Z 、あるいはそれらから導出される値によって表されるが、カメラのイメージセンサと人間の眼では分光感度特性が異なるため、通常カメラのセンサ応答と三刺激値とは一致しない。そのため、画像生成のプロセスでは、センサ応答に対して所望の測色値を対応付ける必要がある。風景や人物の画像などでは色の好ましさを演出する対応付けが求められる一方で、被写体の正確な色を画像として再現することが重要となるケースがある。印刷分野では、商品カタログに掲載する画像の色は、実物とできるだけ一致していることが望まれる。また、美術品や文化財の画像アーカイブでは、インターネットや図録を介しての公開、研究資料としての複製、修復に備えた現状記録などの活用において、対象資料の色の正確な記録と再現が求められる。こうした目的のためには、撮影で得たセンサ応答から、指定された照明光下での被写体の

“Object Color Prediction from an RGB Image Based on Metamer Estimation (Part I: Theory)”

Takayuki HASEGAWA^{†,††}, Koichi HINO^{††}, Norimichi TSUMURA[†], Toshiya NAKAGUCHI[†], Yoichi MIYAKE^{†††} (Member)

[†] Graduate School of Advanced Integration Science, Chiba University

^{††} Toppan Printing Co., Ltd.

^{†††} Research Center for Frontier Medical Engineering, Chiba University

測色値を正確に算出することが必要となる。

センサ応答から被写体の測色値を求める際には、いくつかの特殊な条件が成り立つ場合を除き、ノイズ以外の要因による誤差が発生することが知られている。通常、被写体となる物体の分光反射率は、カメラの入力バンド数 3 を超える次元の情報量を持つが^{(1)~(3)}、撮影によってその情報量が三次元にまで縮退される。この場合、センサ応答から被写体測色値への一対一の線形変換が成り立たないという問題が生じる。そのため、重回帰分析に基づくセンサ応答から被写体測色値への変換が広く用いられているが^{(4),(5)}、この手法は経験的な解法であり、発生する誤差を必ずしも最小化しているとはいえない。

この問題を排斥するためには、4 バンド以上の撮影を行う必要がある^{(6),(7)}。しかし、そのためには専用の多バンド画像撮影装置の導入や、あるいは既存の 3 バンドカメラに装着するカラーフィルタの導入が必要となる。また、画像データのファイル容量が増加する点や、撮影に時間を要する点、標準のデータフォーマットが未整備である点など、撮影効率が求められる多くのワークフローにおいては、多バンド撮影は実用面での課題を残しているのが現状である。多バンド撮影は、センサ応答に対する高精度な色の対応付けだけでなく、分光反射率推定による被写体の色素分析などの用途には非常に有効な技術である⁽⁷⁾。しかし一方で、既存の 3 バンドカメラを用い、達成し得る最大限の精度で被写体の正確な色を再現することも、実用上の要求として挙げることができる。

本稿では、一般的な 3 バンド式のデジタルカメラにおける前記問題の影響を解析的に最小化し、与えられたセンサ応答に対する最適な被写体測色値を決定する手法を提案し、アルゴリズムの詳細を述べる。また、コンピュータシミュレーションにより行った被写体測色値の予測事例を示す。

2. 被写体測色値予測の従来手法

デジタルカメラによる撮影では、被写体の分光反射率と、CCD や CMOS イメージセンサで発生する電気信号との間に、線形変換が仮定できる。この電気信号をバンド間独立で線形に記録したものをセンサ応答とすれば、被写体の分光反射率から red, green, blue 各バンドのセンサ応答 R, G, B への変換は式 (1) で表される。

$$\mathbf{t}_{RGB} = \mathbf{F}_{RGB}^T \mathbf{E}_t \mathbf{r} \quad (1)$$

式 (1) において、 $\mathbf{t}_{RGB}$ は R, G, B の 3 成分を持つ 3×1 のセンサ応答ベクトルを表す。また、 $\mathbf{F}_{RGB}$ 、 $\mathbf{E}_t$ 、 $\mathbf{r}$ は分光データを可視光領域において等間隔に離散化した値から成る行列およびベクトルであり、サンプリング数を N とすれば、 $\mathbf{F}_{RGB}$ はカメラの分光感度特性から

成る $N \times 3$ 行列、 $\mathbf{E}_t$ は撮影照明光の分光エネルギーを対角成分に持つ $N \times N$ 対角行列、 $\mathbf{r}$ は被写体の分光反射率を示す $N \times 1$ ベクトルである。 $\mathbf{T}$ は転置を表す。

一方、分光反射率 $\mathbf{r}$ を持つ物体を人間が観察したときに生じる視覚応答、すなわち物体の測色値は CIE 表色系における三刺激値 X, Y, Z で表され、式 (2) によって定式化される。

$$\mathbf{t}_{XYZ} = \mathbf{F}_{XYZ}^T \mathbf{E}_v \mathbf{r} \quad (2)$$

ただし、 $\mathbf{t}_{XYZ}$ は CIE 三刺激値を示す 3×1 の視覚応答ベクトル、 $\mathbf{F}_{XYZ}$ は CIE の等色関数から成る $N \times 3$ 行列、 $\mathbf{E}_v$ は物体観察時に使用する照明光の分光エネルギーを対角成分に持つ $N \times N$ 対角行列である。

被写体の測色値予測では、センサ応答ベクトル $\mathbf{t}_{RGB}$ から視覚応答ベクトル $\mathbf{t}_{XYZ}$ を求める。代表的な手法の一つとして、式 (3) で表される線形変換が挙げられる。

$$\hat{\mathbf{t}}_{XYZ} = \mathbf{L}_{3 \times 3} \mathbf{t}_{RGB} \quad (3)$$

ここで、 $\hat{\mathbf{t}}_{XYZ}$ は予測された被写体の測色値であり、 $\mathbf{L}_{3 \times 3}$ は 3×3 の変換行列である。式 (3) における変換行列 $\mathbf{L}_{3 \times 3}$ の導出には、(A) 撮像系と観察系の分光特性に基づいた方法、(B) 被写体の分光反射率の統計的特徴を用いた方法、の 2 通りがある。

前者 (A) は、 N 次元の波長空間内において $\mathbf{F}_{RGB}^T \mathbf{E}_t$ が張る三次元部分空間を $\mathbf{F}_{XYZ}^T \mathbf{E}_v$ が張る三次元部分空間に変換する $\mathbf{L}_{3 \times 3}$ を二乗誤差最小化近似に算出するものであり、二つの部分空間が完全に一致する場合には $\hat{\mathbf{t}}_{XYZ} = \mathbf{t}_{XYZ}$ となる。しかし、撮影照明光と観察照明光の複数の組み合わせに対して、両部分空間の一致は恒常的に成立し得ない。そのため、ごく限られた条件下を除いては、この手法による測色値予測には誤差が生じる。

後者 (B) は、センサ応答ベクトルの線形変換として被写体の分光反射率を推定し、そこから被写体の測色値を導出する手法である。物体の分光反射率は、 N 次元の波長空間において、 N よりも十分小さい n 次元の部分空間に存在することが広く知られている^{(1)~(3),(8)~(15)}。この部分空間を規定する N 次元の正規直交基底ベクトルを $\mathbf{b}_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$) とすれば、物体の分光反射率 $\mathbf{r}$ は、 $\mathbf{b}_i$ の線形和として、式 (4) で表すことができる。

$$\mathbf{r} = \sum_{i=1}^n w_i \mathbf{b}_i = \mathbf{B} \mathbf{w} \quad (4)$$

ただし、 w_i は $\mathbf{b}_i$ に対する係数、 $\mathbf{B}$ は $\mathbf{b}_i$ で構成される $N \times n$ の基底行列、 $\mathbf{w}$ は w_i を要素とする $n \times 1$ の係数ベクトルである。通常、 $\mathbf{b}_i$ は被写体と分光反射率の統計的特徴が類似した物体 (例えば、自然物、布生地、油彩画などのカテゴリから選択) の母集団分光反射率データに基づき、主成分分析などの手法を用いて導出される^{(11)~(13)}。式 (4) の $\mathbf{r}$ を式 (1) に代入すると、式 (5) が得られる。

$$\mathbf{t}_{RGB} = \mathbf{F}_{RGB}^T \mathbf{E}_t \mathbf{B} \mathbf{w} \quad (5)$$

式 (4) において $n = 3$ とすれば、式 (5) における $\mathbf{F}_{RGB}^T \mathbf{E}_t \mathbf{B}$ は 3×3 正方行列となり、その逆行列が存在する場合には $\mathbf{w} = (\mathbf{F}_{RGB}^T \mathbf{E}_t \mathbf{B})^{-1} \mathbf{t}_{RGB}$ が成り立つ。従って、 $\mathbf{w}$ を式 (4) に代入することにより、被写体の分光反射率 $\mathbf{r}$ は $\mathbf{t}_{RGB}$ の線形変換として式 (6) で表すことができる。

$$\mathbf{r} = \mathbf{B} \left(\mathbf{F}_{RGB}^T \mathbf{E}_t \mathbf{B} \right)^{-1} \mathbf{t}_{RGB} \quad (6)$$

式 (6) の $\mathbf{r}$ を式 (2) に代入すれば、 $\mathbf{t}_{RGB}$ を $\mathbf{t}_{XYZ}$ に変換する 3×3 行列が規定され、この変換行列が式 (3) の $\mathbf{L}_{3 \times 3}$ に相当する。

この手法の問題は、波長空間において分光反射率 $\mathbf{r}$ が三次元の部分空間内に存在する、すなわち、式 (4) の分光反射率低次元線形モデルにおいて $n = 3$ としたときに十分な精度で $\mathbf{r}$ が表現できるという条件が課される点にある。過去の研究では、植物や人間の肌などの一部の対象に限定した場合には、この前提条件が良く成り立つことが知られている^{8)~10)}。しかし、自然界の物体一般に対しては四次以上の線形モデルが必要となるため^{1)~3)}、 $n = 3$ で分光反射率を近似して 3 バンド式カメラに適用した場合には、分光反射率の近似誤差に起因して測色値にも誤差が発生する。カメラのバンド数より分光反射率低次元線形モデルの次数が大きい場合の被写体分光反射率、センサ応答、および三刺激値の相互関係を図 1 に概念的に示す。簡単のため、ここでは波長空間を λ_1 と λ_2 の二次元で模式的に表す。黒い円と白い円は、被写体の分光反射率を意味する。センサ応答、および三刺激値は、分光反射率から $\mathbf{F}_{RGB}^T \mathbf{E}_t$ 、および $\mathbf{F}_{XYZ}^T \mathbf{E}_v$ への直交射影と等価である。

式 (4) の成立に $n > 3$ が必要となる場合、 $\mathbf{t}_{RGB}$ と

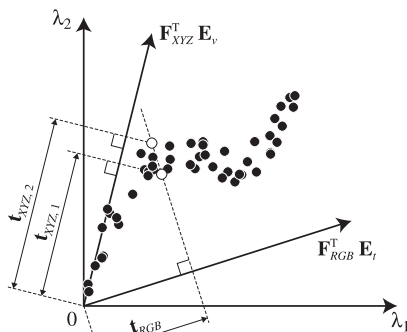


図 1 被写体分光反射率に対するセンサ応答、および三刺激値生成の概念図

Fig. 1 Schematic representation of sensor responses and tristimulus values generated from object reflectance spectra

$\mathbf{r}$ との間には、以下に示す第一と第二の振る舞いのいずれか、あるいは両者が発生する。第一に、複数の $\mathbf{r}$ が同一の $\mathbf{t}_{RGB}$ を与える多対一の関係が発生し得る。以下では、これをカメラメタメリズムと呼称する。図 1 における二つの白い円がこれに相当する。この場合、 $\mathbf{t}_{RGB}$ から一意に $\mathbf{r}$ を決定することができない。更に、 $\mathbf{F}_{RGB}^T \mathbf{E}_t$ と $\mathbf{F}_{XYZ}^T \mathbf{E}_v$ が波長空間内に張る部分空間が一致しない限り、それら複数の $\mathbf{r}$ は異なる $\mathbf{t}_{XYZ}$ を与える（図 1 における $\mathbf{t}_{XYZ,1}$ と $\mathbf{t}_{XYZ,2}$ ）。第二に、 $\mathbf{t}_{RGB}$ の線形な変化に対して、 $\mathbf{r}$ が波長空間内で非線形に変化する。式 (1) より、 $\mathbf{t}_{RGB}$ は $\mathbf{r}$ の線形変換として与えられるが、この場合には、逆方向の線形変換が成立しない。これは、複数の分光反射率が波長空間においてゆがんだ分布を持つことに起因する。

一例として、濃度変調による減法混色系において、混色によって再現される分光反射率が各原色の分光反射率の線形和とならないことが挙げられる。図 1 では、黒い円の分布傾向がこれを表している。いずれの振る舞いも、 $\mathbf{t}_{RGB}$ から $\mathbf{t}_{XYZ}$ への線形変換が成り立たない要因となる。図 2 に、ColorChecker DC (X-Rite) に含まれる色票の、波長 400 nm と 430 nm における反射率の関係を示す。分光反射率分布の局所的な側面を抽出したものはあるが、直線近似できないひずみを持つ分布傾向は非線形性を意味し、また、曲線に沿って幅を持つ分布傾向は複数の分光反射率が同一のセンサ応答に対応するカメラメタメリズムが生じ得ることを示唆している。

なお、センサ応答から被写体の分光反射率を推定する他の手法として、Wiener 推定法が挙げられる¹⁶⁾。Wiener 推定法では、式 (7)、(8) の線形変換によって分光反射率の推定値 $\hat{\mathbf{r}}$ を導出する。

$$\hat{\mathbf{r}} = \mathbf{G} \mathbf{t}_{RGB} \quad (7)$$

$$\mathbf{G} = \mathbf{R}_{rr} \mathbf{H} \left(\mathbf{H}^T \mathbf{R}_{rr} \mathbf{H} + \mathbf{R}_{nn} \right)^{-1} \quad (8)$$

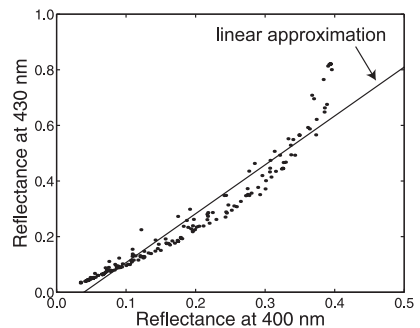


図 2 ColorChecker DC の分光反射率分布の部分的特徴

Fig. 2 Partial feature of the spectral reflectance distribution of ColorChecker DC

ただし, $\mathbf{H} = (\mathbf{F}_{RGB}^T \mathbf{E}_t)^T$ である. $\mathbf{R}_{rr}$ は分光反射率の自己相関行列であり, 分光反射率サンプルの母集団データから生成される. $\mathbf{R}_{nn}$ はセンサ応答に含まれるノイズの自己相関行列である. センサ応答にノイズが発生せず, $\mathbf{R}_{nn} = \mathbf{0}$ とした場合, 前述の (A) の方法で $\hat{\mathbf{t}}_{XYZ} = \mathbf{t}_{XYZ}$ となる条件 ($\mathbf{F}_{RGB}^T \mathbf{E}_t$ と $\mathbf{F}_{XYZ}^T \mathbf{E}_v$ の間に線形変換が成立), または (B) の方法で $\hat{\mathbf{t}}_{XYZ} = \mathbf{t}_{XYZ}$ となる条件 ($n = 3$ で式 (4) が成立) のいずれかが満たされれば, Wiener 推定法によって得られる分光反射率の測色値は被写体の測色値と一致する. しかし, いずれの条件も成り立たないときには, ノイズがない場合であっても, カメラメタメリズムや非線形性に起因する予測誤差が発生する.

これらの問題に対する経験的な解法として, 既知の入出力データ群から重回帰分析によって予測モデルを構築する手法が広く用いられている^{(4),(5)}. 式 (9) は, その一例を示している.

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{t}}_{XYZ} &= \mathbf{L}_f \cdot f(\mathbf{t}_{RGB}) \\ f(\mathbf{t}_{RGB}) &= [R, G, B, R^2, G^2, B^2, \\ &\quad RG, GB, BR, RGB, 1]^T \end{aligned} \quad (9)$$

式 (9) において, $\mathbf{L}_f$ は $f(\mathbf{t}_{RGB})$ の要素数に応じて列数が決定される変換行列 (この例では 3×11 行列) であり, センサ応答と三刺激値が既知である母集団データをもとに重回帰分析によって決定される. この変換では, 式 (3) に相当する線形変換を二乗誤差最小化近似によって包含すると同時に, センサ応答 R, G, B から生成される高次の項を $f(\mathbf{t}_{RGB})$ に導入し, 前述の非線形成分の補正による予測精度向上を試みている.

しかし, この手法は前述のカメラメタメリズムや非線形性の問題に対する解析的なアプローチに基づく解法ではないため, 与えられた撮影条件や観察条件, および被写体に対して必ずしも最適な結果が得られるとは限らない. まず, 非線形性の補正に関しては, 無数に存在する次数の組み合わせや種々の非線形関数から, $f(\mathbf{t}_{RGB})$ に導入する項をどのように取舍選択するかという点で, 理論的な裏付けが十分ではない. 図 3 に, 図 1 より生成したセンサ応答と三刺激値の関係 (黒い円), および, 重回帰分析により決定した変換モデル (曲線) を概念的に示す. この例では重回帰分析に二次の項までを用いたが, 近似精度は十分でないことが確認できる. 高次の項とその次数を増やすほど, 母集団データに対してはモデル精度が向上する可能性はあるが, 非線形成分による空間のひずみや多重共線性の影響が増大するため, 未知の入力に対する安定性の低下に繋がる可能性がある. また, カメラメタメリズムに関しては, 多対一関係の原理上, そ

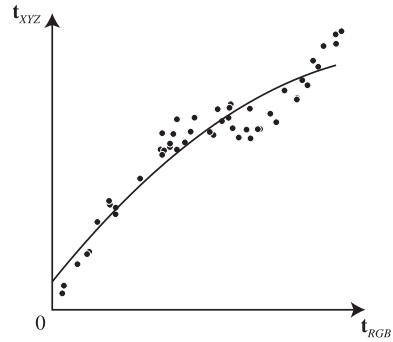


図 3 重回帰分析による変換モデル

Fig. 3 Multiple-regression-based conversion model

の影響を完全に排斥することはできないが, その影響を理論的に最小化しているとはいえない. 加えて, 予測精度が母集団データの選び方に大きく依存するという点も問題として挙げることができる. これらは, 母集団データを用いて学習を行うニューラルネットなどの最適化手法においても同様の問題であると言える.

3. メタマ推定に基づく被写体測色値予測

前章で述べたとおり, 被写体測色値予測では, カメラメタメリズム, および, 非線形性の扱いが課題となる. 本章で示す提案手法では, 分光反射率の統計的特徴を参照し, 分光反射率とセンサ応答, および測色値とを解析的に関連付けることにより, それらの影響を最小化し, 被写体測色値予測精度の向上を図る.

図 4 に, 提案手法の概念を示す. また, 図 5 には, 提案手法による被写体測色値予測の流れを示す. 提案手法では, まず, 分光反射率の統計的特徴が被写体と類似した物体の分光反射率を集積した母集団データから, 式 (4) の分光反射率低次元線形モデルを構築する. そして, この線形モデルの基底ベクトルを用い, 3.1 節で述べるアルゴリズムにより, 与えられたセンサ応答 $\mathbf{t}_{RGB}$ に対応する複数の分光反射率 $\hat{\mathbf{r}}_j$ を導出する. 以下では, これらの分光反射率をカメラメタマと呼称する.

次に, 母集団分光反射率データの統計的特徴を参照することにより, 導出した各カメラメタマの被写体としての実在性 (存在期待度) ψ_j を推定する. 図 4a において, 黒い円は母集団分光反射率, 白い円はセンサ応答 $\mathbf{t}_{RGB}$ を与えるカメラメタマを示し, 白い円の大きさは被写体としての存在期待度を意味する. カメラメタマの存在期待度の推定については, 3.2 節で詳述する.

そして, それぞれのカメラメタマから均等色空間における測色値 $\hat{\mathbf{c}}_j$ を算出し, 各カメラメタマの存在期待度に基づく加重平均として被写体測色値の予測値 $\mathbf{c}$ を決定

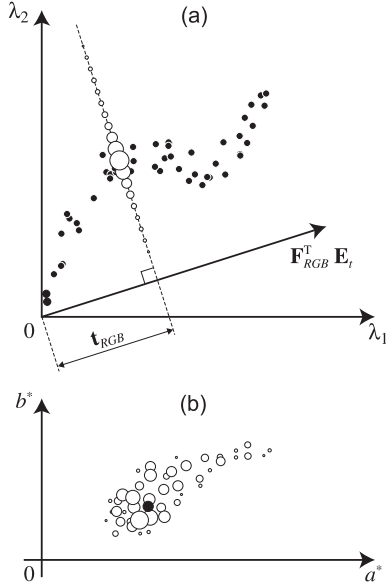
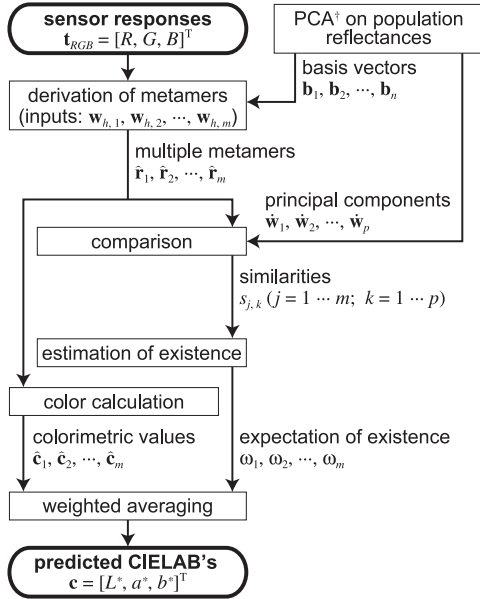


図 4 メタマ推定に基づく測色値予測の概念図

Fig. 4 Schematic representation of color prediction based on metamer estimation



†PCA: principal component analysis

図 5 提案手法による測色値予測の流れ

Fig. 5 Color prediction procedure of the proposed method

する (3.3 節). 図 4 (b) は CIELAB 均等色空間上での加重平均を a^*-b^* 平面で概念的に示したものであり, 白い円とその大きさは各カメラメタマの測色値と存在期待度に基づく重み, 黒い円はそれらの加重平均 (被写体測

色値の予測値) を表す.

分光反射率の母集団データを用い, センサ応答に対する被写体分光反射率の非線形な振る舞いを補正する手法は, Shi ら¹⁷⁾ や DiCarlo ら¹⁸⁾ も提案している. しかし, いずれの手法も与えられたセンサ応答に対する分光反射率の推定値を求めるものであり, 人間の色知覚レベルでのカメラメタメリズムの影響については考慮していない. 提案手法では, 母集団データの分光的な特徴を抽出することで, 非線形性に起因する予測精度の低下を回避すると同時に, 複数のカメラメタマに対する測色値の加重平均を均等色空間内で算出することによってカメラメタメリズムの影響を最小化し, 与えられたセンサ応答に対応する最も期待度の高い被写体測色値を決定することができる.

以下に, アルゴリズムの詳細を述べる.

3.1 カメラメタマの導出

カメラメタメリズム, および, 非線形性は, 波長空間において被写体分光反射率の振る部分空間が四次以上のときに被写体測色値予測精度に影響を及ぼすので, ここでは式 (4) によって分光反射率を十分な精度で表すための条件が $n > 3$ となる場合について考える.

式 (4) の行列 B およびベクトル w は, $n > 3$ のとき, 次数 3 を境界として, 次の形に分解することができる.

$$B = [B_l, B_h]$$

$$w = [w_l^T, w_h^T]^T$$

$$B_l = [b_1, b_2, b_3]$$

$$B_h = [b_4, b_5, \dots, b_n]$$

$$w_l = [w_1, w_2, w_3]^T$$

$$w_h = [w_4, w_5, \dots, w_n]^T$$

これらの定義に従えば, 式 (1) で与えられるセンサ応答ベクトル t_{RGB} は, 式 (10) で表すことができる.

$$t_{RGB} = M_l w_l + M_h w_h \quad (10)$$

ただし, $M_l = F_{RGB}^T E_t B_l$, $M_h = F_{RGB}^T E_t B_h$ である. 行列 M_l は 3×3 正方行列であり, その逆行列が存在するとすれば, 式 (11) が得られる.

$$w_l = M_l^{-1} (t_{RGB} - M_h w_h) \quad (11)$$

従って, センサ応答 t_{RGB} を与える分光反射率, すなわちカメラメタマ $\hat{r}$ は, 式 (12) で表現することができる.

$$\begin{aligned} \hat{r} &= B_l w_l + B_h w_h \\ &= B_l M_l^{-1} (t_{RGB} - M_h w_h) + B_h w_h \\ &= P w_h + q \end{aligned} \quad (12)$$

ただし, $P = B_h - B_l M_l^{-1} M_h$, $q = B_l M_l^{-1} t_{RGB}$ であり, いずれも既知の行列およびベクトルである. 式 (12) は, 三次元ベクトル t_{RGB} から N 次元ベクトル $\hat{r}$

を求める問題の自由度を $n - 3$ (w_h の次元) に低減しており, 任意のベクトル w_h を与えたときに得られるカメラメタマ $\hat{r}$ はすべてセンサ応答 t_{RGB} に対応することを意味している.

ベクトル w_h , およびそれに対応するカメラメタマ $\hat{r}$ は連続的な値を取るが, ここでは計算の便宜上, w_h は m 個の離散的な値 $w_{h,j}$ ($j = 1, 2, \dots, m$) を取るものとし, $w_{h,j}$ に対応するカメラメタマを $\hat{r}_j$ とする. 図 4 a に示す概念図では, 白い円がセンサ応答 t_{RGB} に対するカメラメタマ $\hat{r}_j$ を表している.

3.2 存在期待度の推定

カメラメタマ $\hat{r}_j$ から式 (2) により算出される CIE 三刺激値は, いずれも被写体測色値の予測値となり得る. センサ応答に対して被写体測色値を一意に対応付けるためには, これら複数の予測値をもとに, 最適と考えられる被写体の測色値を決定する必要がある.

本手法では, 得られた複数の予測値の重み付け平均を最終的な予測値として用いる. それぞれの予測値に適当な重みを与えるためには, まず, 対応するカメラメタマが被写体の分光反射率としてふさわしいものであるかどうかを評価しなければならない. 任意のベクトル $w_{h,j}$ から得られるカメラメタマ $\hat{r}_j$ は, 物体の分光反射率としての実在が保証されていないためである. 例えば, 拡散物体を被写体とする場合には, 0 未満または 1 を超える要素を持つカメラメタマ $\hat{r}_j$ は実在し得ない. また, $0 \leq \hat{r}_j \leq 1$ であっても, $\hat{r}_j$ が有する特徴 (分光波形の急峻さやピークの位置, ピークの数など) が実在する物体の分光反射率と大きく異なる場合には, $\hat{r}_j$ が実際の被写体として存在する可能性は低く見積もるのが妥当である. そこで, それぞれのカメラメタマ $\hat{r}_j$ の被写体としての実在性を定量的に表す指標として, 存在期待度 ψ_j を定義する.

カメラメタマ $\hat{r}_j$ の存在期待度は, 被写体分光反射率の統計的特徴を参照することにより, 推定することができる. 式 (4) で得られる分光反射率低次元線形モデルの構築においては, 使用する母集団分光反射率データの統計的特徴は被写体と類似していることを前提としているため, この母集団分光反射率データから何らかの特徴を抽出することができれば, それに基づいた存在期待度の決定が可能である.

母集団分光反射率データの統計的な特徴は, 母集団分光反射率データを式 (4) の線形モデルで近似した際の基底行列 B , および, 係数ベクトル w の分布に現れる. 基底行列 B は既に式 (12) の P と q に含まれており, 母集団分光反射率データとカメラメタマ $\hat{r}_j$ の両者に共通する基底であるので, 係数ベクトル w を特徴抽出の対象とする.

母集団分光反射率データに含まれる k 番目の分光反射率データに対する係数ベクトルを $\hat{w}_k$, カメラメタマ $\hat{r}_j$ に対応する係数ベクトルを w_j としたとき, w_j との一致度が高い $\hat{w}_k$ が多く存在するほど, $\hat{r}_j$ の存在期待度は高いと考えることができる. ただし, $w_j = [w_{l,j}^T, w_{h,j}^T]^T$ であり, $w_{l,j}$ は $w_{h,j}$ を式 (11) の w_h に代入して得られる.

係数ベクトル w_j と $\hat{w}_k$ との一致度を規定する手段には任意性を伴うが, 両者間の距離に対して連続的な変化を示す関数を用いるのが適当である. ここでは, 両者の正規化ユークリッド距離にガウス関数を適用し, 一致度 $s_{j,k}$ を決定する. 正規化ユークリッド距離を用いる理由は, 係数ベクトルは次元ごとに分散が大きく異なり, また, 式 (4) の分光反射率低次元線形モデル構築に主成分分析を用いれば, 係数ベクトルの各次元は無相関となるためである. 一致度 $s_{j,k}$ は, 係数ベクトル w_j と $\hat{w}_k$ との距離が一致する場合に 1 となり, 距離の増加につれて 0 に近づく性質を持つ.

一致度 $s_{j,k}$ は, カメラメタマ $\hat{r}_j$ に対応する係数ベクトル w_j と, 母集団分光反射率データに含まれるあるひとつの分光反射率データとの一致度を規定したに過ぎない. カメラメタマ $\hat{r}_j$ の最終的な存在期待度 ψ_j は, すべての母集団データに対して求めた $s_{j,k}$ の総和として, 式 (13) により定義する.

$$\psi_j = \begin{cases} \sum_{k=1}^p s_{j,k} & \text{if } 0 \leq \hat{r}_j \leq 1 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

ただし, p は母集団分光反射率データに含まれるデータ数を示す. 図 4 (a) に示す概念図では, カメラメタマ $\hat{r}_j$ の存在期待度 ψ_j は白い円の大きさとして表されている.

3.3 被写体測色値予測値の決定

式 (13) により定量化した存在期待度 ψ_j は, 式 (12) に任意の w_h を与えて得られるすべてのカメラメタマに対して算出することができる. 従って, w_h を十分な密度で離散的に変化させることによって多数のカメラメタマを導出し, 存在期待度を重みとしてすべてのカメラメタマに対する測色値の加重平均を計算すれば, その値は与えられたセンサ応答に対して最も期待度の高い被写体測色値の予測値とすることができる.

加重平均の計算には CIE 三刺激値を直接用いることもできるが, 撮影画像の画素ごとに測色値を予測し, 画像として再現された結果を人間が観察するという系においては, 人間の色知覚特性により即した均等色空間内で処理を行う方が好ましい. ここでは, 均等色空間として, CIELAB 均等色空間を用いる. カメラメタマ $\hat{r}_j$ の観察照明光下での CIELAB 値を求め, その値を要素とする

3×1 ベクトルを $\hat{c}_j$ とすれば、与えられたセンサ応答に対する被写体測色値の予測値 c は、式 (14) として表される。

$$c = \frac{1}{\Psi} \sum_{j=1}^m \psi_j \hat{c}_j \quad (14)$$

ただし、 $\Psi = \sum_{j=1}^m \psi_j$ である。図 4(b) に示す概念図では、カメラメタマ r_j の CIELAB 値 $\hat{c}_j$ 、および加重平均の際の重み ψ_j/Ψ は、それぞれ白い円とその大きさに相当し、被写体測色値の予測値 c は黒い円として示されている。

第 2 章で述べたとおり、重回帰分析法では $F_{RGB}^T E_t$ と $F_{XYZ}^T E_v$ の間に線形変換が成り立つ場合、分光反射率線形モデル法では三つの基底ベクトルの線形和で分光反射率が表現できる場合、Wiener 推定法ではいずれかの条件が成り立つ場合に、被写体の正確な測色値を得ることができる。カメラや撮影照明光、および被写体分光反射率の分光的な特性がこれらの条件に近い場合には、提案手法を用いなくとも、各種従来手法によって十分な予測精度を得ることができる。

特に分光反射率に関しては、一般に分光反射率の線形モデルに 4 以上の次数が必要となるため、カメラメタマの存在により分光反射率線形モデル法の適用は困難となる。このような被写体の例としては、染料や顔料の減法混色系が挙げられる。例えば絵画では、様々な絵具から同一のセンサ応答を与える分光反射率を複数作ることができるため、分光反射率線形モデル法や Wiener 推定法に限らず、提案手法においても、センサ応答から被写体の分光反射率を一意に特定することはできない。

しかし、提案手法においては、母集団データの中にこうした分光反射率の特徴が含まれていれば、それらの分光反射率に類似したカメラメタマが導出され、かつ、存在期待度は大きくなるため、予測される測色値は実際の被写体として存在し得る色の平均的な値となる。

4. シミュレーション

提案手法による被写体測色値予測の有効性を確認するためのコンピュータシミュレーションを行った。シミュレーションでは、下記に示す分光データを用いて算出したセンサ応答から、提案手法により被写体の測色値を予測し、実際の測色値との色差 ΔE_{ab}^* を求め、評価基準とした。同様の方法により、従来法として式 (9) の重回帰分析法、式 (6) の分光反射率線形モデル法、式 (7)、(8) の Wiener 推定法による予測精度を評価し、比較対象とした。すべての分光データは、380 nm から 730 nm の波長域を 10 nm 間隔でサンプリングした離散データとした。

分光反射率データとしては、Munsell Book of Color –

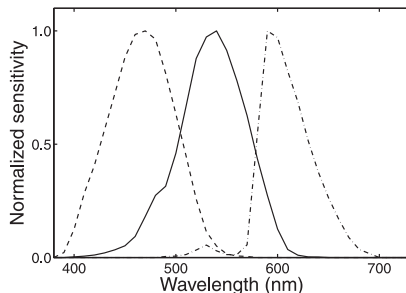


図 6 シミュレーションに使用したカメラ分光感度

Fig. 6 Camera spectral sensitivity set used for the computer simulation

Matte Finish Collection の 1,269 個の無光沢色票の実測値¹⁹⁾ (以下, Munsell D) を用いた。撮影照明光の分光エネルギーとしては、相関色温度 2,994 K のタングステンランプの実測値を使用し、観察照明光の分光エネルギーとしては標準照明光 D₆₅ の分光データを使用した。カメラの分光感度データには、図 6 に示す市販の一眼レフデジタルカメラの分光感度実測値を用いた。

分光反射率データは、精度評価と色予測モデル構築の 2 つの用途に用いた。精度評価では、分光反射率データを被写体分光反射率として、式 (1) によりセンサ応答を算出し、ここから測色値を予測した。色予測モデル構築に関しては、分光反射率データを母集団データとして、提案手法の場合には基底行列 B と係数ベクトル $\hat{w}_k (k = 1, 2, \dots, p)$ の導出に、重回帰分析法の場合には変換行列 L_f の決定に、分光反射率線形モデルの場合には式 (6) の行列 B の導出に、Wiener 推定の場合には式 (8) の自己相関行列 R_{rr} の計算に使用した。センサ応答にノイズは加えず、Wiener 推定法では $R_{nn} = 0$ とした。

モデル構築用データと評価用データの組み合わせが予測精度に与える影響を確認するため、Munsell D を無作為に 3 等分してそれぞれ 423 個のデータを含む Munsell A, B, C を作成し、モデル構築用データと評価用データの対を A-A, A-B, A-C, B-A, B-B, B-C, C-A, C-B, C-C, D-D の計 10 通りとした。同じ記号の対は、モデル構築用データを評価用データとして用いたことを意味する。

提案手法で使用する分光反射率低次元線形モデルの次元は、Munsell D を主成分分析した際の累積寄与率 99.9% を基準とし、 $n = 6$ とした。従って、式 (12) におけるベクトル w_h の次元は 3 となった。式 (12) に与える w_h の離散化にあたっては、式 (12) より、カメラメタマの値が 0 以上、1 以下となる w_h の各要素の範囲を求め、この範囲を等間隔に分割するグリッドのすべての格子点を w_h とした。

表 1 測色値予測精度 (ΔE_{ab}^*). ME: メタマ推定法 (提案手法), MR: 重回帰分析法, LRM: 分光反射率線形モデル法, WE: Wiener 推定法

Table 1 Color prediction accuracy (ΔE_{ab}^*). ME: metamer estimation method (proposed method), MR: multiple regression method, LRM: linear reflectance model method, WE: Wiener estimation method

Data sets (model-test)	Method			
	ME	MR	LRM	WE
Mean color difference				
A-A	1.7	2.5	3.6	3.5
A-B	2.2	2.6	3.7	3.7
A-C	1.9	2.4	3.6	3.5
B-A	2.1	2.6	3.5	3.5
B-B	2.0	2.6	3.7	3.6
B-C	2.0	2.5	3.5	3.5
C-A	2.2	2.5	3.5	3.5
C-B	2.4	2.6	3.7	3.6
C-C	1.9	2.4	3.5	3.5
D-D	2.0	2.5	3.6	3.5
Maximum color difference				
A-A	14.6	15.0	31.8	26.2
A-B	13.8	21.2	45.2	45.0
A-C	15.0	18.4	46.6	34.1
B-A	14.2	17.0	29.4	24.0
B-B	12.9	22.1	45.1	45.0
B-C	14.9	18.3	41.0	30.0
C-A	15.4	14.9	32.5	26.6
C-B	15.4	22.0	45.2	45.1
C-C	14.8	18.7	47.3	35.4
D-D	14.4	22.3	45.2	45.0

5. 結果と考察

各手法による測色値予測精度を表 1 に示す．平均色差，最大色差ともに，モデル構築用データと評価用データの組み合わせによらず，すべてのケースで提案手法の精度は他の三つの手法と比較して優位であるか，または同程度であることが確認できる．

モデル構築用データと評価用データの組み合わせに対する予測精度の依存性に関しては，最大色差に顕著な特徴が現れている．重回帰分析法や分光反射率線形モデル法，Wiener 推定法では，データの組み合わせによって最大色差が大きく異なり，データに対する依存性が高い．一方，提案手法では，データの組み合わせに対する依存性は低く，モデル構築用データと評価用データが異なる組み合わせ (A-B, A-C, B-A, B-C, C-A, C-B) であっても，同じ組み合わせ (A-A, B-B, C-C, D-D) の場合と同程度の精度が安定して得られていることがわかる．

図 7 は，Munsell D に式 (4) の分光反射率低次元線形モデルを適用した際の係数分布の一部を示している．六次元のデータを二次元平面に投影したものであるが，分

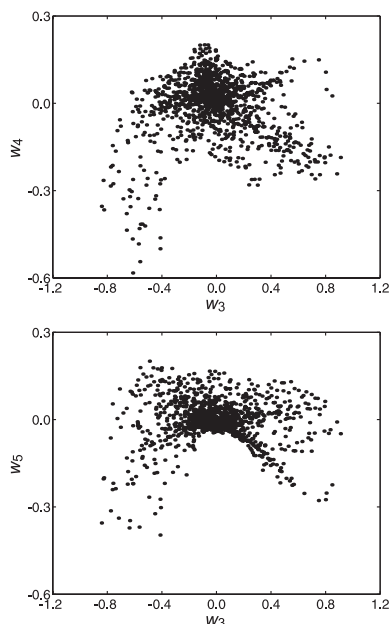


図 7 Munsell 色票の分光反射率低次元線形モデルにおける係数の分布

Fig. 7 Coefficient distribution of the low-dimensional linear reflectance model applied to Munsell chips

布に大きなひずみが見られ，実際には六次元空間において非凸立体状に分布していることが予想される．分光反射率線形モデル法や Wiener 推定法では，分光反射率をセンサ応答の線形変換として推定するため，このようなひずみが予測精度が予測精度の低下に寄与したと考えられる．また，重回帰分析法で用いた式 (9) における高次の項の導入はこのひずみを補正することに相当するが，表 1 に示す結果より，必ずしも十分な効果が得られていないことがわかる．特に最大色差に提案手法との差が顕著に現れており，式 (9) の高次の項は Munsell 色票の分光反射率データが持つ非線形性に合致していないことを含意している．有効な高次の項をどのように決定するかは，高次の項を含む重回帰分析法の問題のひとつとして挙げることができる．

6. 結 語

デジタルカメラによる撮影で得られるセンサ応答から，任意照明光下における被写体の測色値を予測する手法を提案した．被写体の測色値予測においては，同一のセンサ応答に対応する被写体分光反射率が人間に対して異なる色知覚を与える現象，および，センサ応答の変化に対して被写体の分光反射率が非線形に変化する現象の 2 点が問題となるため，これらの影響を解析的に最小化する

アルゴリズムを示した．本来，任意照明光下での被写体の測色値を正確に求めるためには，センサ応答から被写体の分光反射率を再構築するのが最良の形態と言える．しかし，一般的な 3 バンド式のカメラでは，上記の問題により，分光反射率を十分な精度で推定することができない．提案手法では，被写体の分光反射率をカメラにとってのメタマとして複数算出し，それらが被写体として実在し得る度合いに応じた重みを求めることにより，与えられたセンサ応答に対して最も期待度の高い測色値を決定した．

本稿では提案手法の理論を中心に述べ，コンピュータシミュレーションによってその有効性を示した．手法の汎用性を検証するためには，他の被写体や照明条件，および母集団に対する精度の依存性の評価，ノイズの影響の検証，実際の画像への適用性の評価などが必要となる．これらについては，第二報にて詳細を述べる．

謝 辞 本研究の一部は，Rochester Institute of Technology の Munsell Color Science Laboratory にて行った．

参考文献

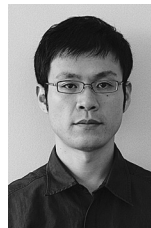
- 1) L.T. Maloney: "Evaluation of linear models of surface spectral reflectance with small numbers of parameters", J. Opt. Soc. Am. A, Vol.3, pp.1673-1683 (1986).
- 2) J.P.S. Parkkinen, J. Hallikainen, and T. Jaaskelainen: "Characteristic spectra of Munsell colors", J. Opt. Soc. Am. A, Vol.6, pp.318-322 (1989).
- 3) M.J. Vrhel, R. Gershon, and L.S. Iwan: "Measurement and analysis of object reflectance spectra", Col. Res. Appl., Vol.19, pp.4-9 (1994).
- 4) T. Johnson: "Methods for characterizing colour scanners and digital cameras", Display, Vol.16, pp.183-191 (1996).
- 5) G. Hong, M.R. Luo, and P.A. Rhodes: "A study of digital camera colorimetric characterization based on polynomial modeling", Col. Res. Appl., Vol.26, pp.76-84 (2001).
- 6) F. Schmitt, H. Brettel, and J.Y. Hardeberg: "Multispectral imaging development at ENST", Proc. of International Symposium on Multispectral Imaging and Color Reproduction for Digital Archives, pp.50-57 (1999).
- 7) H. Haneishi, R. Ohtani, and H. Kouno: "Multispectral image segmentation of paintings drawn with natural mineral pigments using the kernel based nonlinear subspace method", Proc. of 15th Color Imaging Conference, pp.95-99 (2007).
- 8) J.L. Dannemiller: "Spectral reflectance of natural objects: how many basis functions are necessary?", J. Opt. Soc. Am. A, Vol.9, pp.507-515 (1992).
- 9) C. Chiao and T.W. Cronin: "Color signals in natural scenes: characteristics of reflectance spectra and effects of natural illuminants", J. Opt. Soc. Am. A, Vol.17, pp.218-224 (2000).
- 10) Q. Sun and M.D. Fairchild: "Statistical characterization of face spectral reflectances and its application to human portraiture spectral estimation", J. Imaging Sci. Technol., Vol.46, pp.498-506 (2002).
- 11) T. Jaaskelainen, J. Parkkinen, and S. Toyooka: "Vector-

subspace model for color representation", J. Opt. Soc. Am. A, 7, pp.725-730 (1990).

- 12) M.J. Vrhel and H.J. Trussell: "Color correction using principal components", Col. Res. Appl., Vol.17, pp.328-338 (1992).
- 13) H.S. Fairman and M.H. Brill: "The principal components of reflectances", Col. Res. Appl., Vol.29, pp.104-110 (2004).
- 14) L.T. Maloney and B.A. Wandell: "Color constancy: A method for recovering surface spectral reflectance", J. Opt. Soc. Am. A, Vol.3, pp.29-33 (1986).
- 15) D.H. Marimont and B.A. Wandell: "Linear models of surface and illuminant spectra", J. Opt. Soc. Am. A, Vol.9, pp.1905-1913 (1992).
- 16) 津村徳道，羽石秀昭，三宅洋一: "重回帰分析によるマルチバンド画像からの分光反射率の推定"، 光学，Vol.27, pp.384-391 (1998) .
- 17) M. Shi and G. Healey: "Using reflectance models for color scanner calibration", J. Opt. Soc. Am. A, Vol.19, pp.645-656 (2002).
- 18) J.M. DiCarlo and B.A. Wandell: "Spectral estimation theory: beyond linear but before Bayesian", J. Opt. Soc. Am. A, Vol.20, pp.1261-1270 (2003).
- 19) Available from <http://cs.joensuu.fi/~spectral/databases/>.

(2009 年 1 月 30 日受付)

(2009 年 4 月 17 日再受付)



はさがわ たかふみ
長谷川 隆行

1998 年，千葉大学大学院博士前期課程修了．現在，凸版印刷（株）情報技術研究所所属，千葉大学融合科学研究科博士後期課程在学中．2002-2004 年，米国ロチェスタ工科大学 MCSL 客員研究員．色彩工学関連の研究開発に従事．



いのう いちろう
飯野 浩一

1987 年，千葉大学大学院修士課程修了．現在，凸版印刷（株）情報技術研究所部長．1994-1997 年，米国ロチェスタ工科大学 MCSL 客員研究員．2007 年より東京大学客員准教授．色彩工学関連の研究開発に従事．1999 年 IS&T Journal Award, 2002 年および 2006 年，日本印刷学会論文賞受賞．博士（工学）．



つむら のりひで
津村 徳道

1995 年，大阪大学大学院博士後期課程修了．博士（工学）．現在，千葉大学大学院融合科学研究科准教授．医用画像工学，計測画像工学，色再現工学，質感再現工学の研究に従事．IS&T, OSA, 日本光学会，日本写真学会，日本医用画像光学会，電子情報通信学会など各会員．



なか ぐち とし や
中 口 俊 哉

2003 年, 上智大学大学院電気電子工学専攻博士後期課程修了。博士(工学)。同年, 千葉大学工学部情報画像工学科助手。現在, 千葉大学大学院融合科学研究科助教。2001-2003 年, 日本学術振興会特別研究員。2006-2007 年, デンマーク・オールボー病院 Center of Excellence in Visceral Biomechanics and Pain 研究所特別研究員。コンピュータ外科, 医用画像処理, 画質評価, 組合せ最適化に関する研究に従事。IEEE, 電子情報通信学会, IS&T, 日本写真学会, 日本医用画像工学会, 各会員。



み ね やず お
三 宅 洋 一 (正会員)

1968 年, 千葉大院修士了。京都芸繊維大, スイス連邦工科大を経て 1982 年千葉大助教授, 1989 年教授, 2003 年よりフロンティアメディカル工学研究開発センター長, 2009 年 3 月千葉大停年退職, 4 月千葉大名誉教授, 特任教授。IS&T フェロー, 名誉会員。Electronic Imaging Honorary of the Year (SPIE and IS&T) など多数受賞。ロチェスター大客員教授, 日本写真学会会長, 日本鑑識科学技術学会(現, 日本法科学技術学会)理事長, IS&T 副会長など歴任。工博(東工大)。著書: デジタルカラー画像の解析評価(東大出版会, 2000), 編著: 分光画像処理入門(東大出版会, 2006) など多数。