

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

津村徳道・羽石秀昭・三宅洋一  
千葉大学工学部情報画像工学科  
〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町 1-33

Estimation of Spectral Reflectances from Multi-Band Images by Multiple Regression  
Analysis

Norimichi TSUMURA, Hideaki HANEISHI, and Yoichi MIYAKE

Department of Information and Image Sciences, Chiba University, 1-33, Yayoi-cho,  
Inage-ku 263-8522

(Received ; Accepted )  
.

英文要旨 (Synopsis)

In this paper, we applied the multiple regression analysis to the estimation of spectral reflectance from multi-band image. The estimation of spectral reflectance is required in digital museum, telemedicine, internet shopping and so on, because the information of spectral reflectance is not dependent on the spectral characteristics of taking illuminant and imaging systems. It is necessary to estimate it from smaller bands of images for the limitation of capacity and transmission speed. By using the higher order terms of pixel values, the proposed method could estimate the spectral reflectance more accurately than the conventional estimation methods such as low-dimensional linear approximation method and Wiener method.

.

日本文要旨

本論文では、重回帰分析法によりマルチバンド画像から分光反射率画像を推定した。近年、電子美術館、遠隔医療やインターネットショッピングにおいて、画像を撮影時の照明光源や撮影システムに依存しない分光反射率データとして、保存、伝送することが求められている。この時、画像の伝送や保存容量の制限から、より少ないバンド数で分光反射率を推定することが必要である。本論文で提案する手法は、高次の項を考慮することにより、従来法である低次元線形近似法や Wiener 推定法に比べて、より少ないバンド数で分光反射率を精度良く推定できた。

## 1. はじめに

近年、インターネット等のコンピュータネットワークの急速な普及により、商品や美術品など様々な物体をネットワークを介して、画像として観察・鑑賞する機会が増えている。そういった中、デジタルカメラ、CRT、プリンタ等各デバイスの入出力特性をカラープロファイルとして保持しデバイス間の測色値を合わせるカラーマネージメントが行われつつある<sup>1,2)</sup>。しかし、物体の測色値は撮影時の照明光源の特性に大きく依存するため、撮影光源と異なる照明下で画像を観察する場合、物体の色を正確に伝えることは出来ない。人間が物体をある光源下で直接見る場合には、視覚の特性である色順応効果が働き、照明光源の影響をある程度差し引いた物体固有の色を認識することが出来る<sup>3)</sup>。一方、物体が画像として表示された場合には、撮影時の照明環境という情報が人間の視覚システムに与えられず、その画像が物体本来の色を表すものなのか、あるいは照明光の影響を受けたものなのかを判断することが出来ない。この問題は、電子美術館、遠隔医療やインターネットショッピング等において安全性、信頼性などの観点から重要な問題である。そのため、現在、画像を撮影時の照明光源に依存しない分光反射率データとして保存、伝送することが求められている<sup>4,5)</sup>。受け取った分光反射率データに観察照明光の分光分布データを与えることにより、その照明光源下での正確な色再現を行うことができる。

一般に、物体の分光反射率を測定するためには分光光度計や分光放射輝度計が利用される。しかし、これらの装置では物体におけるスポット部分の平均分光情報が得られるのみである。物体各点での分光反射率を求める方法として、挟帯域の干渉フィルターを多数用いたマルチバンド撮影法がある<sup>6)</sup>。しかし、この手法は大量のデータを保存・処理する必要があるため、現在では広帯域の色フィルターで撮影されたマルチバンド画像から事前に得られている分光反射率サンプルをもとに各点の分光反射率を推定する手法<sup>4,5,7-18)</sup>が期待されている。現在、その推定法として低次元線形近似法<sup>8)</sup>や Wiener 推定法<sup>15)</sup>などの簡単な線形演算による手法や、ニューラルネットワーク等を用いた非線形演算による手法が提案されている<sup>14,16)</sup>。非線形演算による推定法は、線形演算による手法に比べて推定精度が一般的に高い。しかし、ニューラルネットワークにおいて学習時のパラメータ設定に経験が必要とするように、非線形演算は取り扱いが困難である。

本論文では、マルチバンド画像の画素値とそれらの高次の項を説明変数、分光反射率を目

的変数とした重回帰分析法を用いた推定精度の高い分光反射率推定法を提案する．重回帰分析法では，画素値の高次の項を計算した後は，線形な推定処理で済むため非線形な推定を線形な処理と同様に簡単に扱える．次章において，従来の線形な手法として主成分分析に基づく手法，Wiener 推定に基づく手法を説明する．3 章において，提案する重回帰分析に基づく手法を説明し，2 次元ベクトル空間における例を用いてその有効性を示す．4 章において，従来法と提案法を分光反射率サンプルの推定結果を用いて比較する．また，5 章において，実際の画像に対して分光反射率を推定し昼光下で再現した結果を用いて従来法と提案法を比較する．6 章で本論文で得られた結果をまとめるとともに今後の課題についても述べる．

## 2．マルチバンド画像からの分光反射率の推定法

### 2．1 分光反射率の推定逆問題

ディジタルカメラで Fig. 1 に示すように物体をマルチバンド撮影した場合 6)，画像の画素値は，その画素位置に対応する C C D (Charge Coupled Device) 素子に入射する光強度や分光分布によって決定される．モノクロディジタルカメラで  $i$  番目の広帯域フィルターを通して物体を撮影した場合，画素位置  $(x, y)$  に対応する C C D 素子に入射する光の分光分布は， $t_i(\lambda)E(\lambda)r(x, y; \lambda)$  で与えられる．ここでは  $r(x, y; \lambda)$  画像座標  $(x, y)$  における物体の分光反射率， $E(\lambda)$ ， $t_i(\lambda)$  はそれぞれ，照明の分光放射輝度， $i$  番目のフィルターの分光透過率を表すとする．レンズの分光透過率や C C D の分光感度などを合わせた総合的な分光積を  $S(\lambda)$  とすると，各素子において得られるセンサー応答  $v_i(x, y)$  は，入射光  $t_i(\lambda)E(\lambda)r(x, y; \lambda)$  と分光積  $S(\lambda)$  を波長領域で積分したものと与えられるため， $m$  をマルチバンド画像のバンド数とした時，センサー応答は式 (1) で表される．

$$v_i = \int_{400}^{700} t_i(\lambda)E(\lambda)S(\lambda)r(x, y; \lambda)d\lambda, \quad i = 1, \dots, m \quad (1)$$

この時，分光積は波長 400nm から 700nm の可視領域以外では 0 であるとした．次に数学的な取り扱いを簡単にするために，分光分布を離散化し，ベクトルや行列を用いて表す． $v$  を  $m$  個のバンドのセンサー応答を表した  $m$  個の要素を持つ行ベクトル， $r$  を物体の分光反射率を表す 1 個の要素で構成される行ベクトルを表すとした場合，式 (1) は以下のようにベクトルと行列を用いて表される．

$$v = Fr \quad (2)$$

ここで，座標  $(x, y)$  は省略した．また，行列  $F$  は， $i$  番目のフィルターの分光透過率を表す行ベクトルをまとめた行列  $T$

$$T = [t_1, t_2, \dots, t_m]^T \quad (3)$$

と，照明とカメラの分光感度に対応する  $l \times l$  の対角行列である行列  $E, S$  を用いて，以下のように定義される．

$$F = TES \quad (4)$$

式(3)で,  $[\ ]^T$  は, 転置を示す.

式(2)は, 1次元の分光反射率ベクトルを, 行列  $F$  により  $m$ 次元のセンサ応答ベクトル  $r$  に線形射影している. ここで, マルチバンド画像からの分光反射率の推定とは, 式(1)を分光反射率ベクトル  $r$  に関して解くことである. しかし, 行列  $F$  は正則でないため逆行列を持たず, この問題は不良設定問題となる. また, 一般に正則でない行列に対する擬似的な逆行列として一般化逆行列(19)が知られているが, 分光分布の離散化数  $l$  は, バンド数  $m$  よりかなり大きいため精度の高い推定が行えない. 次から示す手法は, 既知の分光反射率サンプルをもとに未知の分光反射率を高い精度で推定する手法である.

## 2.2 主成分分析に基づく低次元線形近似推定法(8)

Vrhe1らの測定した自然界や人工物に存在する代表的な170個の分光反射率サンプル(20)のうち10サンプルをFig. 2に示す. ここで, 分光反射率データは, 400nmから700nmの間を5nm間隔で離散化した61次元のデータである. Fig. 2から, これらの分光反射率の曲線はなめらかであることが分かる. これは, 分光反射率を表す61次元のデータは冗長であり, 分光反射率ベクトルは61次元ベクトル空間の一部に局在していることを意味する. 分光反射率サンプルを主成分分析することにより, この冗長性を取り除くことができる. 主成分分析は, 次式に示すサンプルの共分散行列の固有分解により行われる.

$$C_{rr} = \langle (r - \bar{r})(r - \bar{r})^T \rangle = \sum_{i=1}^K \lambda_i b_i b_i^T \quad (5)$$

ここで,  $\bar{r}$  は分光反射率サンプルの平均値,  $\langle \rangle$  はサンプルに関する平均,  $\lambda_i$ ,  $b_i$  はそれぞれ  $i$  番目の固有値, 固有ベクトルである. 固有値の大きい順に番号を付け, 固有ベクトル  $b_i$  は, 第  $i$  主成分ベクトルと呼ばれる. 本研究では, Maloneyの手法(21)に従って,  $\bar{r}$  を零ベクトルとして計算を簡単にするために, 全てのサンプルの符号を反転したものを元のサンプルに加えた. 任意の分光反射率  $r$  は, 主成分ベクトルを直交基底として次式のように展開することができる.

$$r = \sum_{i=1}^K w_i b_i \quad (6)$$

ここで,  $w_i$  は各主成分ベクトルに対する成分または重みと呼ぶ. 式(6)において, 全ての基底を用いず少数の基底で式(7)に示すように近似することができる. このように少数の基底でベクトルを近似することを低次元線形近似という. ここでは特に基底の数をマルチバンド画像のバンド数  $m$  に合わせる.

$$r \cong \hat{r} = \sum_{i=1}^m w_i b_i = Bw \quad (7)$$

$$B = [b_1, b_2, \dots, b_m]$$

$$w = [w_1, w_2, \dots, w_m]^T \quad (8)$$

この近似の精度は，式（ 9 ）で示される累積寄与率により評価することが出来る．

$$\chi_m = \frac{\sum_{i=1}^m \lambda_i}{\sum_{j=1}^K \lambda_j} \quad (9)$$

Figs. 3, 4 に VrheI らのサンプルの第 6 番目までの主成分ベクトルと，使用した主成分数  $m$  を変えた時の累積寄与率の変化を示す．低次元にもかかわらず高い精度で分光反射率の近似が実現されていることが分かる．式（ 7 ）を式（ 2 ）に代入し，式（ 10 ）が得られる．

$$\mathbf{v} \cong \mathbf{FB}\mathbf{w} \quad (10)$$

ここで， $\mathbf{FB}$  は正方行列であり，行列  $\mathbf{F}$  の基底が独立であるとする， $\mathbf{FB}$  は正則になり逆行列を持つ．よって，式（ 10 ）を  $\mathbf{w}$  について解いて次式が得られる．

$$\mathbf{w} \cong (\mathbf{FB})^{-1}\mathbf{v} \quad (11)$$

式（ 11 ）を式（ 7 ）に代入し，分光反射率の推定値  $\tilde{\mathbf{r}}$

$$\tilde{\mathbf{r}} = \mathbf{B}(\mathbf{FB})^{-1}\mathbf{v} \quad (12)$$

を得る 8) ．式（ 12 ）は，センサー応答ベクトル  $\mathbf{v}$  が与えられた時に，推定行列  $\mathbf{B}(\mathbf{FB})^{-1}$  を用いて，分光反射率を推定する式であり，マルチバンド画像の全画素に適用することにより，物体各点での分光反射率を求めることができる．

サンプルの分光反射率と，式（ 7 ）による主成分ベクトルを基底として低次元線形近似された分光反射率との間の平均二乗誤差は，他のベクトルを基底とした場合に比べて最も小さい．しかし式（ 12 ）を用いた推定では，総合的な分光積  $\mathbf{F}$  が影響し，平均二乗誤差が最小となる推定解を与えない．Fig. 5 に，この様子を概念的に示す．ここで，紙面上で多次元ベクトル空間を表現するために，総合的な分光積  $\mathbf{F}$  や近似に用いた主成分ベクトル  $\mathbf{B}$  を 1 次元ベクトル空間にまとめて表した．図中の， $\mathbf{r}, \hat{\mathbf{r}}, \tilde{\mathbf{r}}$  は，既に述べたようにそれぞれ，オリジナルの分光反射率ベクトル  $\mathbf{r}$ ，式（ 7 ）による低次元線形近似ベクトル，式（ 12 ）によりセンサー応答ベクトル  $\mathbf{v}$  から推定された分光反射率ベクトルを示す．Fig. 5 より， $\mathbf{F}$  と空間  $\mathbf{B}$  が一致しない限り，推定された分光反射率ベクトル  $\tilde{\mathbf{r}}$  は，低次元線形近似ベクトル  $\hat{\mathbf{r}}$  よりもオリジナルとの誤差が大きくなることが分かる．この傾向は， $\mathbf{F}$  と  $\mathbf{B}$  が互いに直交に近づくに連れて大きくなる．

次章では，サンプルの分光反射率と推定された分光反射率の間の平均二乗誤差を最小とする Wiener 推定法（最小平均二乗誤差推定法）について説明する．

### 2.3 Wiener 推定法 9,15)

サンプルの分光反射率  $\mathbf{r}$  と推定された分光反射率  $\tilde{\mathbf{r}}$  の間の平均二乗誤差  $E$  は，以下のように表される．

$$E = \langle (\mathbf{r} - \tilde{\mathbf{r}})^t (\mathbf{r} - \tilde{\mathbf{r}}) \rangle \quad (13)$$

$\langle \rangle$  は分光反射率サンプルに対するアンサンブル平均を表す．式 (14) に示すようにセンサー応答ベクトルから分光反射率を推定する推定行列  $G$  を考える．

$$\tilde{\mathbf{r}} = G\mathbf{v} \quad (14)$$

この時，式 (13) で示される平均二乗誤差を最小とする推定行列は，

$$G = R_{rv} R_{vv}^{-1} \quad (15)$$

で与えられる (15, 19)．ここで， $R_{rv}, R_{vv}$  は，サンプルに関するそれぞれ  $\mathbf{r}$  と  $\mathbf{v}$  の相互相関行列， $\mathbf{v}$  の自己相関行列を示す．

$$R_{rv} = \langle \mathbf{r}\mathbf{v}^t \rangle \quad (16)$$

$$R_{vv} = \langle \mathbf{v}\mathbf{v}^t \rangle \quad (17)$$

$\mathbf{r}$  の自己相関行列を，式 (18) に示す  $R_{rr}$  で表すと，

$$R_{rr} = \langle \mathbf{r}\mathbf{r}^t \rangle \quad (18)$$

式 (2) を用いて式 (15) は，

$$G = R_{rr} F^t (F R_{rr} F^t)^{-1} \quad (19)$$

としても与えられる (19)．

センサー応答にノイズ  $\mathbf{n}$  が含まれる場合には，式 (2) は，

$$\mathbf{v} = F\mathbf{r} + \mathbf{n} \quad (20)$$

と表せる．ここで，入力ベクトルとノイズベクトルが無相関ならば，平均二乗誤差を最小にする推定行列は以下の式で与えられる (19)．

$$G = R_{rr} F^t (F R_{rr} F^t + R_{nn})^{-1} \quad (21)$$

ここで， $R_{nn}$  は，ノイズの自己相関行列を示す．

$$R_{nn} = \langle \mathbf{n}\mathbf{n}^t \rangle \quad (22)$$

このように Wiener 推定は，信号とノイズの統計量が分かっている場合には簡単な線形演算で推定値の平均二乗誤差を最小とする推定行列を与える．

### 3．重回帰分析による分光反射率の推定法

ハードコピーの色再現において，複数のカラーサンプルの測色値から色変換マトリクスを重回帰分析法に基づき作成する手法がよく用いられている (2)．本研究では，ハードコピー

の色再現における色変換マトリクスを，センサー応答から分光反射率への変換マトリクスに置きかえて考え，分光反射率の推定問題に重回帰分析法を適用した．ここで，重回帰分析法としてベクトル・行列演算で簡単に計算できる特異値分解法を用いた (22)．分光反射率サンプルベクトルと式 (2) を用いて得られるセンサー応答ベクトルを，それぞれ以下のように行列  $R$ ， $V$  でまとめて表す．

$$R = [r_1, r_2, \dots, r_n] \quad (23)$$

$$V = [v_1, v_2, \dots, v_n] \quad (24)$$

$V$  を説明変数， $R$  を目的変数とした  $V$  から  $R$  への回帰式の回帰係数行列  $G$  は，行列  $V$  の最小二乗最小ノルム解を与える Moore-Penrose の一般化逆行列を用いて次式のように計算される．

$$G = RV^t(VV^t)^{-1} \quad (25)$$

この回帰係数行列を，式 (14) のように推定行列として用いて分光反射率が推定される．ここで求まる回帰係数 (行列)  $G$  は，式 (26) に式 (2) を代入すると，次式のようにノイズの無い時の Wiener 推定行列である式 (19) と等価であることが分かる．

$$\begin{aligned} G &= R(FR)^t[FR(FR)^t]^{-1} \\ &= RR^t F^t (FRR^t F^t)^{-1} \quad (26) \\ &= R_{rr} F^t (FR_{rr} F^t)^{-1} \end{aligned}$$

重回帰分析法では，説明変数と目的変数の間に非線形な関係がある場合，推定精度を向上するために説明変数の高次の項が用いられる．分光反射率の推定においてもセンサー応答の高次の項を入れることが可能である．この時，式 (24) に含まれるそれぞれのセンサー応答ベクトルは，高次の項も含めた以下のようなベクトルを用いる．

$$v_i = [v_{i,1} \dots v_{i,m}, v_{i,1} \times v_{i,1}, v_{i,1} \times v_{i,2} \dots \text{higher order terms}, \dots] \quad (27)$$

式 (27) で得られる新たなセンサー応答ベクトルを高次の項を用いない場合と同様に扱い，式 (25) から回帰変数行列が計算される．

2次元ベクトル空間が，1次元ベクトル空間に射影された場合の例を用いて，Fig. 6 に高次の項の有効性を示す．これは，式 (2) において分光反射率を2つの波長で離散化し，1枚のフィルターで撮影することに相当する．この時，Fig. 6 の横軸，縦軸はそれぞれの波長における反射率を示す．サンプルとして，256 個の2次曲線上に並ぶ非線形分布を考える．Fig. 6(a) は1次の項のみを用いた場合，Fig. 6(b) は1次の項に2次の項を含めた場合の推定結果を示す．図中の記号  $\times$  は，それぞれ，オリジナルのサンプルと推定結果を，図中を斜めに横切る直線は射影される1次元ベクトル空間を示す．2次の項を含めることによってサンプルのもつ非線形性に追従していることから高次の項の有効性が分かる．これより，分光反射率の推定においても，分光反射率の分布に非線形性がある場合，高次の項を用いて分光反射率ベクトル空間を非線形変換することにより，分光反射率ベク

トルをより低次元のベクトル空間で近似できるのでことが期待される。

#### 4．分光反射率サンプルによる従来法と提案法の比較

Vrhe1 のサンプル 20) を用いて、高次の項を考慮した重回帰分析法に基づく分光反射率推定法を、従来法である低次元線形近似推定法や Wiener 推定法と、使用したバンド数を変えながら比較した。Fig. 7 に今回想定したシステムの総合的な分光積を示す。3 バンドの場合は、図中に 3 と記した分光積を 3 つ用いた。4 バンドの場合は、図中に 3 または 4 と記した分光積を 4 つ用いた。5 以上のバンド数を用いた場合についても、図中に番号を同様に記した。

Fig. 8(a) に、3 から 6 バンドに対する各種法の規格化平均二乗誤差を示す。重回帰分析法に基づく分光反射率推定法においては、2 次の項まで考慮した手法と 3 次の項までを考慮した手法による結果を示した。Wiener 推定法は、重回帰分析法において 1 次の項のみを考慮した手法と同じであることは既に述べた。得られた結果より、高次の項を考慮することにより規格化平均二乗誤差が大幅に減少することが分かる。例えば、2 次の項を含めた 3 バンドの推定誤差は、Wiener 推定を用いた 5 バンドによる推定誤差より小さい。これは、高次の項を考慮することにより、従来法より少ないバンド数で精度良く分光反射率を推定できることを意味する。ただし、3 次の項まで考慮した 6 バンドの推定誤差が 5 バンドの時より増加しているのは、説明変数が多くなり過ぎたために、式 (25) において用いられる一般逆行列が不安定になったことが原因である。また、平均二乗誤差が最小となる推定解を与えない低次元線形近似推定法では、バンド数を増やしても規格化平均二乗誤差が減少していないことが分かった。これは、追加したフィルターにより、総合的な分光積<sup>16</sup>が Fig. 5 に示した誤差を増加させるように変化したことが原因である。

Figs. 8(b)(c) に、D65 光源下の CIE 1976 L\*a\*b\* 均等色空間 (17) におけるサンプルの分光反射率と推定された分光反射率の間の平均色差と最大色差を示す。色差は、分光反射率に対して波長毎に異なった重みを与えた後に非線形な変換を施して得られるため、規格化平均二乗誤差と異なった傾向の結果を示す。しかし、得られた結果より、今回の実験では、平均色差、最大色差いずれにおいても高次の項を考慮した重回帰分析法が全体的に有効であることが分かる。また、同じく色差における重み付きの非線形な処理により、Wiener 推定法と同様に低次元線形近似推定法においても、平均色差がバンド数を増やすことにより改善されている。これは、Fig. 7 に示す総合的な分光積の全体的な波長分布が、色差の計算の際に波長毎の重みとして与えられる等色関数の全体的な波長分布に類似していることが原因である。

#### 5．画像再現による従来法と提案法の比較

実際のマルチバンド画像を用いて、提案する手法の色再現性の改善例を示す。油絵を Fig. 7 に示す総合的な分光積を持つシステム ( デジタルカメラ Kodak DCS420m , Fuji 色素フ



フィルタ-BPB42, 45, 50, 53, 55, 60)を用いて実際にマルチバンド撮影を行った。撮影は、観測ブース (Macbeth Spectralight II) における D 65 近似光源を用いて行った。撮影されたマルチバンド画像から Wiener 推定により得られた分光反射率画像をオリジナルの物体としてノイズの影響を取り除き、推定法の評価を行った。この後の推定では、分光反射率サンプルとして、Holbein の油絵の具の分光反射率 147 サンプル (23)を用いた。Fig. 9 に、2 バンドで撮影されたマルチバンド画像における、低次元線形近似法、Wiener 推定、2 次の項を考慮した重回帰法による再現結果を表す。2 次の項を考慮した重回帰分析法に基づく手法がもっともオリジナルに近い再現が行われていることが分かる。

## 6. まとめと議論

高次の項を考慮した重回帰分析法による分光反射率推定法を提案し、VrheI の 170 個のサンプルに対する推定結果や実際に撮影されたマルチバンド画像からの再現結果より、提案手法は従来の線形な処理による手法に比べて推定精度の高いことを示した。これより、分光反射率サンプルベクトルのベクトル空間における分布には Fig. 6 の例に示すような非線形性があり、提案手法はこの非線形を高次の項により捉えた手法であると言える。また、ニューラルネットワークの取り扱いの難しさに比べて、提案手法は画素値の高次の項を計算した後は、線形な推定処理で済むため非線形な推定を線形な処理と同様に簡単に扱える。今回、高次の項を考慮するに当たって、センサー応答間のすべての組み合わせを説明変数として用いた。しかし、これらの項には寄与の少ない項や冗長な項が含まれていると思われる。今後、AIC (Akaike Information Criterion) (24) や MDL (Minimum Description Length) (25) を用いた説明変数の選択により最適な変数を選ぶ必要がある。また、今回、高次の項の有効性のみを明確にするために、ノイズの影響は考えなかった。式 (21) に示すように Wiener 推定ではノイズを考慮した推定が行える。重回帰分析法を用いる場合にも、ノイズが加わることにより、高次の項を考慮した推定手法にどのような影響を受けるかを調べるとともに、ノイズの特性を考慮した推定法が今後求められると思われる。また、実際の応用を考えた場合、マルチバンド画像は JPEG 等で圧縮して保存される可能性がある。この圧縮誤差の推定結果への影響を調べることも今後必要である。

## 文献

- 1) Michael Stokes: "The History of the ICC," Proceeding of IS&T/SID The Fifth Color Imaging Conference, Color Science, Systems, and Applications (Scottsdale, Arizona, 1997) pp. 266-269.
- 2) 田島譲二: カラー画像複製論 カラーマネジメントの基礎 (丸善株式会社, 東京, 1996).
- 3) Mark D. Fairchild: Color Appearance Models (Addison-Wesley, Mass, 1997).
- 4) 横山康明, 津村徳道, 羽石秀昭, 三宅洋一, 林純一郎, 斎藤雅行: "ヒューマンパーセプションに基づく高精細カラーマネジメントシステム - その美術館, 博物館収蔵品の記録

- 再現への応用に関する研究 - "カラーフォーラム JAPAN '97 論文集 (東京, 1997) pp.45-48.
- 5) 大谷百合, 小尾高史, 山口雅浩, 大山永昭, 小宮康宏: "遠隔画像表示システムにおける正確な色再現手法" カラーフォーラム JAPAN '97 論文集 (東京, 1997) pp.49-52.
- 6) 中野恵一, 小宮康宏: "マルチスペクトルカメラを用いた物体識別," 応用物理 65 (1996) 496-499.
- 7) L.T. Maloney and B.A. Wandell, "Color constancy: a method for recovering surface spectral reflectance," Journal of the Optical Society of America A 3 (1986) 29-33.
- 8) M.J. Vrhel and H.J. Trussell, "Color Correction Using Principal Components," Color Res. Appl. 17 (1992) 328-338.
- 9) M.J. Vrhel and H.J. Trussell, "Filter Considerations in Color Correction," IEEE Trans. Image Processing 3 (1994) 147-161.
- 10) N. Hayasaka, S. Toyooka, T. Jaaskelainen, "Iterative feedback method to make a spatial filter on a liquid crystal spatial light modulator for 2D spectroscopic pattern recognition," Optics Communications 119(1995)643-651.
- 11) Tatsuya Shiobara, Shixin Zhou, Hideaki Haneishi, Norimichi Tsumura and Yoichi Miyake, "Improved color reproduction of electronic endoscopes" J. Imag. Sci. and Tech. 40 (1996)494-501.
- 12) H. Maitre, F. Schmitt, J.-P. Crettez, Y. Wu and J.Y. Hardeberg: "Spectrophotometric Image Analysis of Fine Art Paintings," Proc. of the Fourth Color Imaging Conference: Color Science, Systems and Applications (Scottsdale, Arizona, 1996) pp. 50-53.
- 13) M. Wolski, C.A. Bouman, J.P. Allebach and E. Walowit, "Optimization of Sensor Response Functions for Colorimetry of Reflective and Emissive Objects," IEEE Trans. Image Processing 5 (1996)507-517.
- 14) 荒井佳文, 中内茂樹, 臼井支朗, "分光反射率推定に基づく光源変動による色ずれの修正法," 電子情報通信学会誌 D-II, J80-D-II (1997)558-568.
- 15) H. Haneishi, T. Hasegawa, N. Tsumura and Y. Miyake: "Design of color filters for recording art works," Proc. of IS&T's 50th Annual Conference (Boston, 1997)pp.369-372
- 16) Friedhelm K 嗜 ig: "Reconstruction of Natural Spectra from Color Sensor Using Nonlinear Estimation Methods," Proc. of IS&T's 50th Annual Conference (Boston, 1997)pp.454-458.
- 17) G. Wyszecki and W. S. Stiles: Color Science: Concepts and Methods, Quantitative Data and Formulae, 2nd ed. (John Wiley & Sons, Inc., 1982), Chap. 3, p. 167.
- 18) 富永昌治, : "コンピュータビジョンと分光反射率推定," 光学 26(1997)671-676.
- 19) 岡本良夫, 逆問題とその解き方 (オーム社, 東京, 1992年).
- 20) M.J. Vrhel, R. Gershon and L.S. Iwan, "Measurement and Analysis of Object

Reflectance Spectra," Color Res. Appl. 19(1994) 4-9.

21)L.T. Maloney, "Evaluation of linear models of surface spectral reflectance with small numbers of parameters," Journal of the Optical Society of America A 3(1986)1673-1683.

22)中川徹,小柳義夫,最小二乗法による実験データ解析(東京大学出版会,東京,1982)

23)N.Tsumura, H. Sato, T. Hasegawa, H. Haneishi, and Y. Miyake, "Limitation of color samples for spectral estimation from sensor responses in fine art painting", Optical Review (submitted).

24)坂本慶行,石黒真木夫,北川源五郎:情報量統計学(共立出版,東京,1983).

25)J. Rissanen, "A universal prior integers and estimation by minimum description length," Annals of Statistics, 11(1983)416-431.

## Figure captions

Fig. 1 An example of multi-band imaging system.

Fig. 2 Ten examples of Vrhel's 170 spectral reflectance samples.

Fig. 3 Six principal components of Vrhel's 170 spectral reflectance samples.

Fig. 4 Cumulative contribution ratio of principal components in Vrhel's 170 samples.

Fig. 5 Schematic chart of the low-dimensional linear approximation and the estimation based the approximation.

Fig. 6 Effectiveness of the higher order terms in proposing estimation technique using the two dimensional vector space; (a)First order terms are used for the estimation, (b)First and second order terms are used. The marks  $\circ$  and  $\times$  indicate the original and estimated samples, respectively, and the line indicates the projected space.

Fig. 7 Total spectral sensitivities of the multi-band system.

Fig. 8 Comparison of the estimation techniques using Vrhel's spectral reflectance; (a) Normalized mean square error, (b) Averaged  $L^*a^*b^*$  color difference, (c) Maximum  $L^*a^*b^*$  color difference.

Fig. 8 Comparison of the estimation techniques using multi-band images for oil painting; (a) Original, b) Low-dimensional approximation method, (c) Wiener method, (d) 1st to 2nd order multiple regression method.