

総説

知的画像処理

Intelligent Image Processing

Hiroaki KOTERA*

*Chiba University

1-33, Yayoicho, Inage-ku, Chiba, 263-8522 JAPAN

小寺宏暉*

1. はじめに

西暦 2000 年にゲーテンベルグ生誕 600 年を迎えて、活版印刷術の歴史的意義を再認識すると共に、昨今は、デジタル画像がビジュアルコミュニケーションの主役となりつつあり、新たなイメージングの世界の到来を予感させる。画像は人の視覚との関わりが深い。様々な電子メディアの利用が広がりつつある中で、審美的な画像への希求は尽きる場所がない。このような背景の下で、画像機器や記録メディアの高画質化は自然な流れであるが、さらなる発展のためには、視覚特性と画像のコンテンツを考慮した、一寸賢い知的な画像処理技術の支援が必要になるであろう。

本稿では、筆者らの研究室での知的画像処理に関する取り組みの一端を紹介させて戴く^{1~3)}。

2. 色再現システムの進化

従来の写真、印刷の電子化が進む中で、色管理システム (CMS: Color Management System) の普及が進み、機器独立の色情報の交換が可能となった。入出力機器は固有の順変換特性をもつので、その逆変換を組にして、標準色空間 (PCS: Profile Connection Space) で機器を結べば、透明 (Transparent) な色の伝達が可能となる、というのが CMS の基本概念であった⁴⁾。色域外の色に対しては、色域マッピング方式 (GMA: Gamut Mapping Algorithm) の開発が盛んである⁵⁾。

一方、異なる観察環境下で「見えの一致」を図るため

の、色の見えモデル (CAM: Color Appearance Model) の標準化が進められ、CIECAM97s から CIECAM02 へ進展している⁶⁾。CAM は、環境変化に伴う色の見えの変化を視覚空間で計算し、その逆変換 CAM^{-1} により RGB に反映して出力系に再現する。これと平行して、色再現性評価のための色差式の改良も進められ、CIEDE2000 が推奨されている。CIE Div.8 ではカラー画像の標準化に関する新たな取組みとして、色域マッピング (TC-8-03: Gamut Mapping)、分光画像 (TC8-07: Multi-spectral Imaging)、さらには空間的特性を考慮した画像の見え (TC8-08: Spatial Appearance Model) の検討も始まり、CMS は高度に進化しつつある (図 1)。

CMS は、送受間での正しい色彩情報の交換を第一の目的としたが、画像再現の目標は用途により様々である。意図を伝達するメディアとしての画像は、快適かつ人に優しいインターフェースであって欲しい。今後の方向として、視覚モデルに基づく (Vision-based)、画像依存 (Image-

1963 年名古屋工業大学電気工学科卒業、同年松下電器産業株式会社入社。1973~1996 年の間、松下技研㈱にてデジタル画像処理の研究開発に従事。1996 年より千葉大学工学部、現在、情報画像工学科教授。

小寺
宏暉



Profile

* 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)

dependent) の概念と、領域適応 (Region-based) 処理を取込んだ、知的な画像処理アルゴリズムの研究開発が求められている。

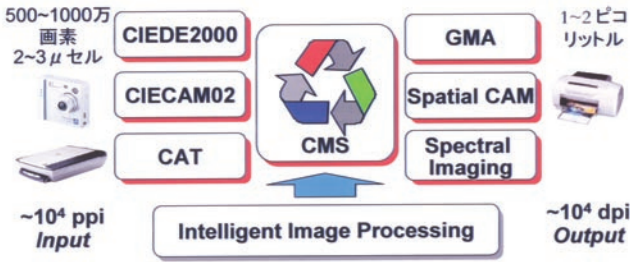


図1 進化するカラーマネジメントシステム

3. 適応的画像鮮鋭化

3.1 画像のボケのモデルと適応的アンシャープマスク

鮮鋭化は、画像のボケの過程の逆変換としての復元処理を意味する。画像のボケは、熱拡散のアナロジーとして、次の偏微分方程式でモデル化される。

$$\frac{\partial f}{\partial t} = k \nabla^2 f = k (\partial^2 f / \partial x^2 + \partial^2 f / \partial y^2) \quad (1)$$

k : 拡散係数

時刻 $t = 0$ でのボケのない初期熱画像 $f(0)$ が、拡散により $t = \Delta t$ 経過後にボケ画像 $f(\Delta t)$ になるものと考えれば、 $t = 0$ の近傍での Taylor 展開を用いて、次式を得る。

$$f(\Delta t) = f(0) + (\partial f / \partial t) \Delta t + \frac{1}{2} (\partial^2 f / \partial t^2) \Delta t^2 + \dots \quad (2)$$

ここで、2次以降の高次項を無視すれば

$$f(\Delta t) \cong f(0) + (\partial f / \partial t) \Delta t \quad (3)$$

と近似できる。

ボケのパラメータを $k \Delta t = \lambda$ とおいて、原画像 $f(0)$ を f 、ボケ画像 $f(\Delta t)$ を g と表記すれば、(3) 式は、次のように定式化される。

$$f \cong g - \lambda \nabla^2 g, \quad \nabla^2 = \partial^2 / \partial x^2 + \partial^2 / \partial y^2 \quad (4)$$

(4) 式はよく知られた USM (Unsharp Masking) や Laplacian 演算子による鮮鋭化処理に等しく、次の一般形で表せる。

$$f(x, y) = g(x, y) + \lambda z(x, y) \quad (5)$$

$z(x, y)$ は輪郭強調項、 λ は正の強調係数を意味する。

① Linear USM (L-USM) モデル

$\lambda = 1$ として、(4) 式を離散的座標 (x, y) による4近傍の2次差分演算で表したのが、次式の線形 USM である。

$$z(x, y)_{L-USM} = 4g(x, y) - g(x-1, y) - g(x+1, y) - g(x, y-1) - g(x, y+1) \quad (6)$$

線形 USM の問題点は、背景雑音等も鮮鋭化され、粒状性が増すことにある。このため、平坦部雑音を抑制しつつ輪郭部を適応的に鮮鋭化する以下のような工夫がある。

② Adaptive USM (A-USM) モデル⁷⁾

A-USM では、水平、垂直の輪郭成分 $z_x(x, y)$ と $z_y(x, y)$ を、係数 $\lambda_x(x, y)$ 及び $\lambda_y(x, y)$ で次式により個別に強調する。

$$f(x, y) = g(x, y) + A^t Z(x, y)$$

$$Z(x, y) = \begin{bmatrix} 2g(x, y) - g(x-1, y) - g(x+1, y) \\ 2g(x, y) - g(x, y-1) - g(x, y+1) \end{bmatrix} \quad (7)$$

$$A^t = [\lambda_x(x, y) \quad \lambda_y(x, y)] \quad t: \text{転置}$$

ここで、 A は局所コントラストに応じて、平坦部では鈍感、中間コントラスト部では鋭敏に働く係数である (詳細略)。

③ Cubic USM (C-USM) モデル⁸⁾

C-USM では、エッジ領域の緩勾配には鈍感、急勾配には敏感な2次式を導入している。エッジの識別には、水平、垂直方向の輝度差を用い、併せて3次式となる。分離型 (SC-USM) と非分離型 (NSC-USM) の2種類がある。

$$z(x, y)_{SC-USM} = [g(x-1, y) - g(x+1, y)]^2 \cdot [2g(x, y) - g(x-1, y) - g(x+1, y)] + [g(x, y-1) - g(x, y+1)]^2 \cdot [2g(x, y) - g(x, y-1) - g(x, y+1)] \quad (8)$$

$$z(x, y)_{NSC-USM} = [g(x-1, y) - g(x+1, y) - g(x, y-1) - g(x, y+1)]^2 \cdot z(x, y)_{L-USM} \quad (9)$$

SC-USM は対角、NSC-USM は水平・垂直のエッジを強調するように働く。この2つを平均化して両特性を兼ね備えた SNSC-USM を推奨している。

④ Rational USM (R-USM) モデル⁹⁾

C-USM の拡張型として、水平、垂直方向を個別に輪郭強調する配分係数 $c_x(x, y)$ 及び $c_y(x, y)$ を導入している。

$$f(x, y) = g(x, y) + \lambda [c_x(x, y) z_x(x, y) + c_y(x, y) z_y(x, y)] \quad (10)$$

$$c_x(x, y) = \frac{g_x(x, y)}{kg_x^2(x, y) + h}$$

$$c_y(x, y) = \frac{g_y(x, y)}{kg_y^2(x, y) + h} \quad (11)$$

$$g_x(x, y) = [g(x+1, y) - g(x-1, y)]^2$$

$$g_y(x, y) = [g(x, y+1) - g(x, y-1)]^2$$

R-USM は局所的な分散に依存して、細部をもつ領域では強く、均一な領域では弱くエッジを強調するように働く。

⑤平滑化と鮮鋭化の融合モデル

さらに平滑化と鮮鋭化を組合せた LUM (Lower-Upper-Middl) フィルタ¹⁰⁾ や Russo のファジー空間フィルタ¹¹⁾, Kam らによる改良 Russo¹²⁾ 等, 多くの提案がある。

3.2 マルチスケール適応的鮮鋭化

一方, 視覚系の網膜受容野におけるエッジ応答は, ガウス 2 次微分 (Gaussian Derivative: GD) 関数

$$\begin{aligned} \nabla^2 G(x,y) &= \partial^2 G(r)/\partial x^2 + \partial^2 G(r)/\partial y^2 \\ &= \frac{1}{\pi\sigma^4} \left(\frac{r^2}{2\sigma^2} - 1 \right) \left[\frac{r^2}{2\sigma^2} - 1 \right] \exp\left[-\frac{r^2}{2\sigma^2} \right] \end{aligned} \quad (12)$$

でモデル化され¹³⁾, 輪郭信号はこれと画像 $f(x, y)$ との畳込み積分 (Convolution) によって得られ, 次式で与えられる。

$$\begin{aligned} \delta(x, y) &= -\nabla^2 G(x, y) \otimes f(x, y) \\ \otimes &: \text{畳込み積分} \end{aligned} \quad (13)$$

GD フィルタは, 標準偏差 σ を選ぶことにより, エッジ勾配に適応した輪郭信号が得られる。筆者らは, 画像を前走査して, エッジを「鋭い (hard)」, 「中間 (medium)」, 「緩やか (soft)」等に分類し, エッジに適応した複数の GD フィルタを使い分けた^{14~16)}。とくに「平坦 (flat) 部」には, 鮮鋭化とは逆に平滑化フィルタを作用させ背景雑音を除去した。図 2 に提案方式の処理の流れを示す。エッジ部に 3 種の GD フィルタ, 平坦部にガウス平滑化フィルタ, の計 4 種を使い分けている。一般に RGB 独立に鮮鋭化を施すとエッジ部に不自然な着色を生ずるので, 輝度 Y のみに鮮鋭化を施した後, 逆変換して RGB に戻している。

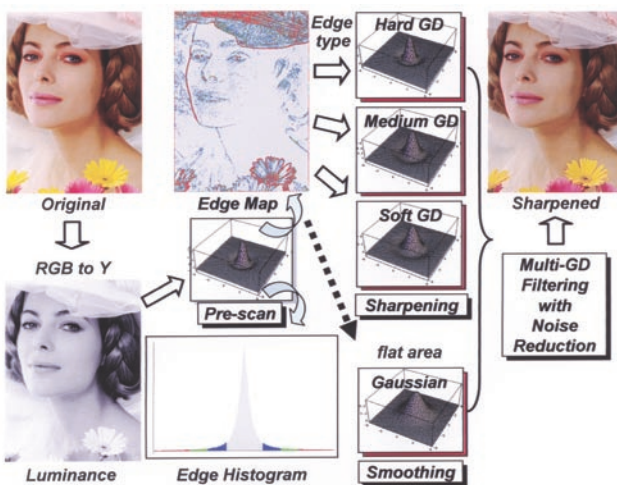


図 2 適応的画像鮮鋭化処理の流れ

図 3 に, 各種 USM と提案方式による鮮鋭化画像の比較例を掲げる。線形の L-USM に対して, 適応的 USM の雑音抑制効果が明白であるが, 提案方式は, これらのいずれよりも平坦部雑音が少なく自然なエッジ強調を示した。

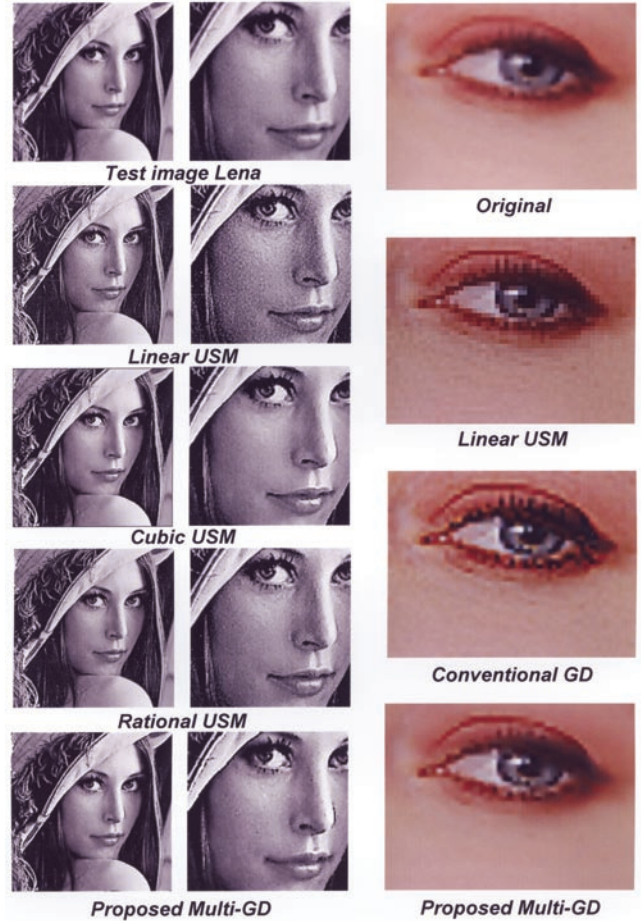


図 3 適応的画像鮮鋭化処理の例

4. 適応的 Retinex モデルによる見えの改善

人の視覚は広範囲の明暗変化を受容でき, かつ照明光によらず色を識別する色恒常性を備えている。照明光の影響を排除する視覚モデルとして Retinex が再び注目を集めている。Land & McCann¹⁷⁾ の Mondrian 実験によれば, シーン中の離れた 2 点間の輝度差はその間の Path に沿った隣接点間の輝度の相対比を辿ることによって得られる。グレイステップの反射率と逆方向の勾配をもつ照明光を当てたとき, 各パッチは同一の放射束を反射しても, 各境界での相対輝度比を辿れば, 明暗の見えの順序は変わらない。Retinex の目的は, 画像 $I = \text{照明光 } L \times \text{反射率 } R$ から, L を分離し R を求めることにある。一般化モデルとしては, 図 4 のように log 変換により和の形として, L の推定値を

差引いて反射率 R に戻す Homomorphic Filter の原理が適用できる。

画像 I から照明光の空間分布 L を推定するための Path の取り方により, Random Walk¹⁸⁾, Poisson¹⁹⁾, McCann99²⁰⁾, QP 手法²¹⁾, 等の多様なモデルがある。

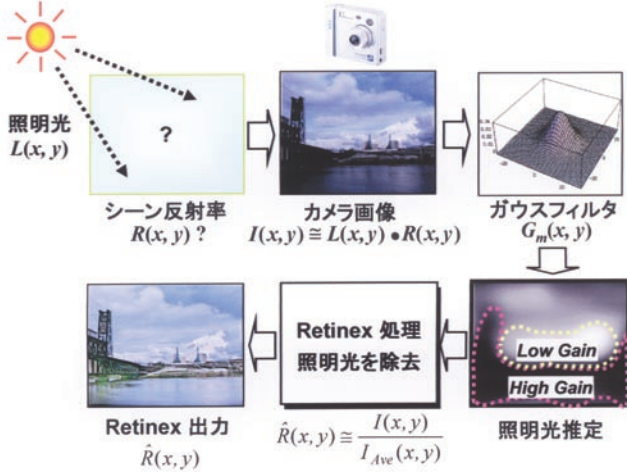


図4 Retinex の基本原理

4.1 Center/Surround MSR モデル

画像にガウス関数を畳み込んで注目画素周辺の L を推定する Center/Surround (C/S) モデルは最も簡潔で, NASA が精力的に成果を公表している²²⁾。

いま, 照明光分布 $L(x, y)$ の下で反射率分布 $R(x, y)$ をもつシーンからの撮像画像を

$$I(x, y) = L(x, y)R(x, y) \quad (14)$$

と仮定して両辺の \log をとることにより, 次式を得る。

$$\log R(x, y) = \log I(x, y) - \log L(x, y) = \log \frac{I(x, y)}{L(x, y)} \quad (15)$$

分子は中心画素の輝度 (Center), 分母はその周辺輝度 (Surround) を表す。C/S SSR (Single Scale Retinex) モデルでは, 照明光の空間分布を, 原画像を標準偏差 σ_m の単一スケールのガウス関数 G_m で平均化して近似し, 次式を用いる。

$$\log R_i(x, y)_{\text{SSR}} = \log \frac{I_i(x, y)}{L(x, y)} \cong \frac{I_i(x, y)}{\langle G_m(x, y) \otimes I_i(x, y) \rangle};$$

$$i = R, G, B; \quad G_m = K \exp\left\{-\frac{(x^2 + y^2)}{\sigma_m^2}\right\}$$

$$\iint G_m dx dy = 1 \quad (16)$$

$\langle \otimes \rangle$: 畳込み積分

一般に単一の G_m による SSR では, 陰影の境界でバンドリングが発生するので, σ_m の異なる複数の SSR を合成した次式の C/S MSR (Multi Scale Retinex) が用いられる。

$$\log R_i(x, y)_{\text{MSR}} = \sum_{m=1}^M W_m \cdot \log \frac{I_i(x, y)}{\langle G_m(x, y) \otimes I_i(x, y) \rangle} \quad (17)$$

しかし, スケール σ_m や重み係数 W_m は, 試行錯誤により決定されており, 最適化については不明である。

4.2 適応的 MSR モデル

筆者らは先に, 従来の C/S MSR における, ①不安定な \log 計算を省略, ②輝度 Y のみの Surround を RGB 共通に用いて色バランスを改善, ③スケールに適応したゲイン関数を導入した以下の自動化モデルを提案した^{23, 24)}。

$$R_i(x, y, \sigma_m) = \frac{C}{M} \sum_{m=1}^M A(\sigma_m) \left\{ \frac{I_i(x, y)}{S_m(x, y, \sigma_m)} \right\};$$

$$S_m(x, y, \sigma_m) = \langle G_m(x, y) \otimes Y(x, y) \rangle \quad (18)$$

$$A(\sigma_m) = M \left\{ \frac{\sum_{C/S}(\sigma_m)}{\sum_{m=1}^M \sum_{C/S}(\sigma_m)} \right\} \quad (19)$$

$$\sum_{C/S}(\sigma_m) =$$

$$\left\{ \frac{1}{XY} \sum_{x=1}^X \sum_{y=1}^Y [Y_{C/S}(x, y, \sigma_m) - \text{Ave}\{Y_{C/S}(x, y, \sigma_m)\}]^2 \right\}^{1/2}$$

$$Y_{C/S}(x, y, \sigma_m) = Y(x, y) / S_m(x, y, \sigma_m) \quad (20)$$

ここでは, 各スケールでの Retinex 効果は, SSR 出力の分散に反映されるものと考え, ヒストグラムの標準偏差の全スケールに占める割合をゲイン関数に用いている。また, 係数 C は, 合成後の MSR の最終出力レンジを調整する。これによりスケールに依存した自動ゲイン設定が行われ NASA に比べて色再現性の良い MSR 画像が得られたが, スケールの選択や, 画像依存性への対応にはなお課題が残っている。

図5に適応的 MSR モデルにおける自動ゲイン関数の例を示す。ここでは, sRGB 入力画像を仮定し, 最初にカメラガンマを除去してリニアな輝度画像 Y を生成し, $M=7$ 枚の SSR から (18) ~ (20) 式による MSR を計算している。

本自動化方式は, 画像に依存して安定に動作するが計算負荷が大きいため, スケールの異なる SSR を3枚選んで近似する最適化アルゴリズムを開発している²⁵⁾。

図6に処理例を掲げる。(a)では原画の暗部の見えが格段に改善されており, NASAの結果に比べて空や地面の

色が自然に再現されている。(b) は実験室内に設定した積み木のシーンの電子カメラ画像を、ソフトツールを用いて試行錯誤により、肉眼で観察した場合の見えに近似する

ように CRT 上に生成した目標画像との比較例を示す。この目標に対して、適応的オートゲインモデルは NASA が開発した True View の約 1/2 の色差で、人の見えにより近い再現結果を得た。

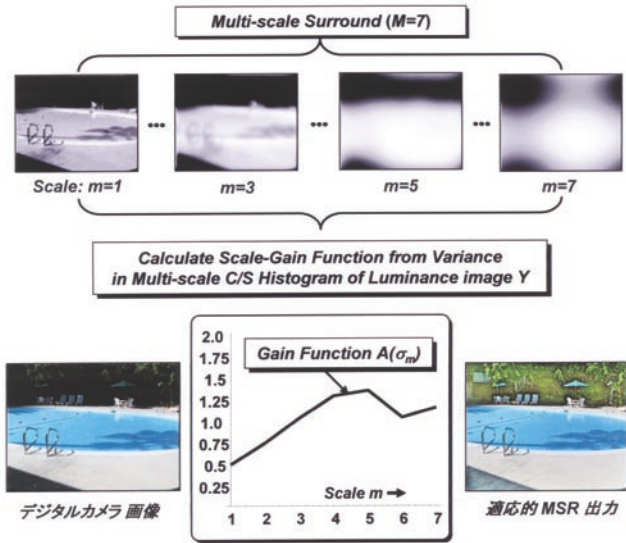


図 5 適応的 MSR モデルにおける自動ゲイン関数例

5. 双方向色域マッピング

色域マッピングの典型的な応用例は、CRT 画像のプリントである。一般に広色域の CRT から狭色域のプリンタへの色域圧縮が中心となっている。

色域マッピング方式 (GMA: Gamut Mapping Algorithm) の基本設計思想は次の二つに大別できる。

- (1) D-D (Device-to-Device) GMA: 画像表示機器 (CRT) 色域から記録機器 (Printer) 色域への写像など
- (2) I-D (Image-to-Device) GMA: 画像源 (Image) 色域から出力機器 (Printer) 色域への写像など

従来の GMA²⁶⁾ の多くは D-D を基本としてきた。D-D GMA は、機器の色域境界が判れば、画像源の色域境界とは独立に圧縮論理を決定できるので、アルゴリズムが簡素となる利点がある。しかし画像源が入力 (CRT) 色域を充填していない場合には、圧縮による階調および彩度の損失を生じる。

簡単のため I-D GMA の基本概念を 2 次元表示で図 7 に示す。(a) が圧縮、(b) が伸張を表す。D-D GMA では、集中点 p へ向かう CRT の色域境界 m とプリンタの色域境界 o の相対関係、すなわち、距離 mp に対する同 op の比率から、入力点 s に対する写像点 t を決定する。一般に m と画像の色域境界 i の間は空であるから、圧縮により $m-i$ 相当分の情報損失を生じる。一方、I-D GMA では画像の色域境界 i とデバイスの色域境界点 o との相対関係を基に写像を行うので、情報損失が最小限に押さえられる。ただし、3 次元の画像色域境界を求めるには計算負荷が重い難点がある。最近では 3 次元 GMA への研究²⁷⁾、も進み、I-D GMA^{28~30)} への取組みも報告されるようになった。

これまでの GMA は広色域から狭色域への圧縮が中心であったが、退色写真や不完全な照明下で撮像された狭色域画像は、色域伸張によって高彩度の快適画像への復元が期待できる。マッピングの方向を内から外向きに逆転すれば、圧縮の場合と同様に扱える。

筆者らは、色域境界記述子 GBD (Gamut Boundary Descriptor) を、3 次元の極座標空間から 2 次元へ写像して簡便に表現する r-image と呼ぶ方法を考案し¹⁸⁾、非線形の 3D I-D GMA に応用している^{31, 32)}。

図 8 のように、r-image による GBD を用いれば、小さ

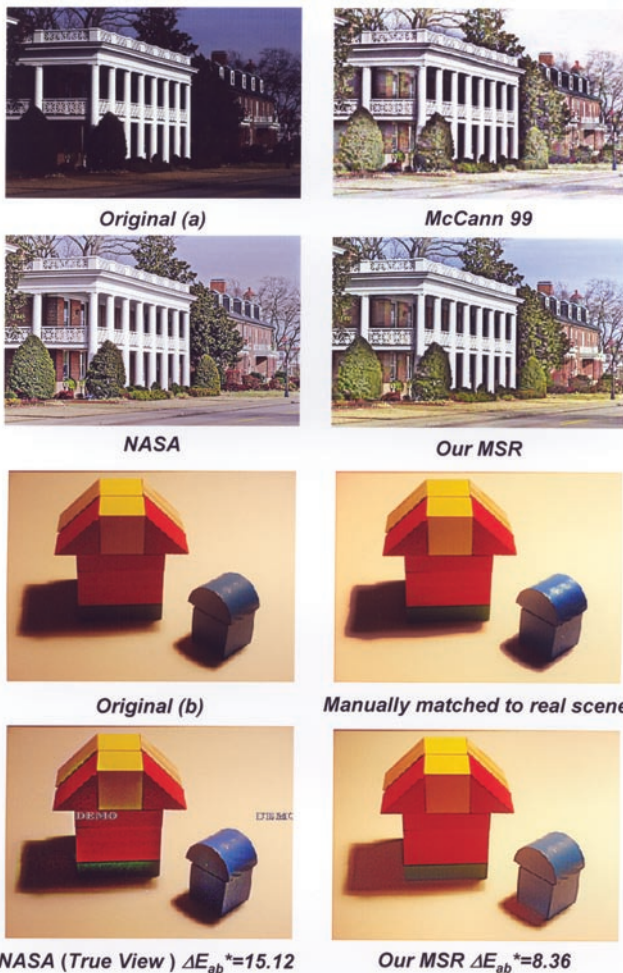


図 6 適応的 MSR による明暗の見えの改善処理例

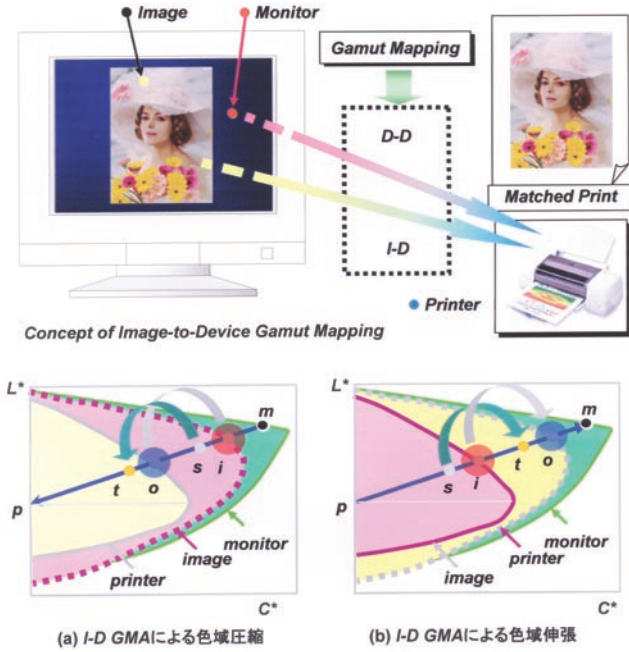


図7 画像依存の概念によるI-D色域マッピング

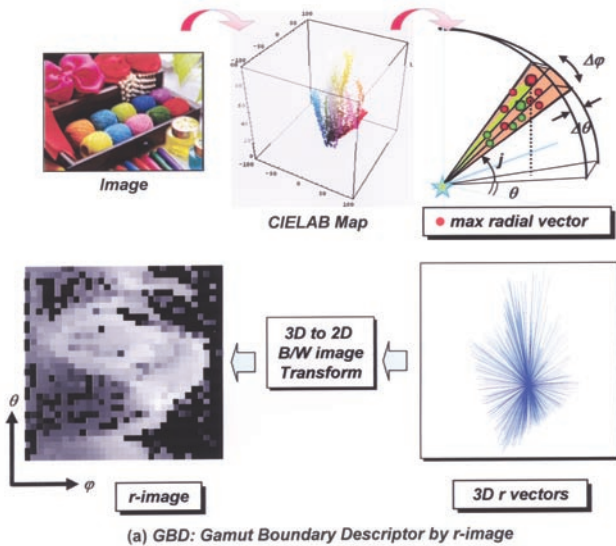
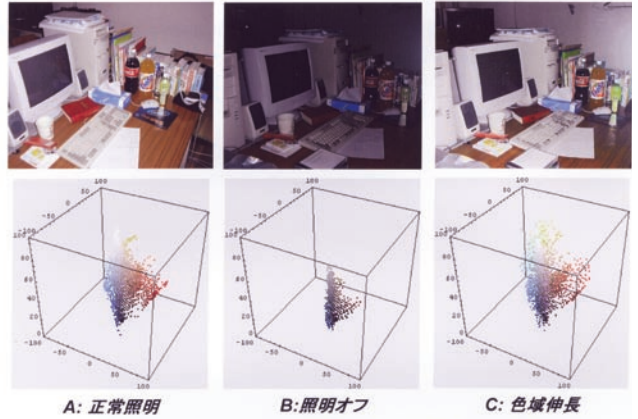


図8 r-imageによるGBDを用いた双方向色域マッピング

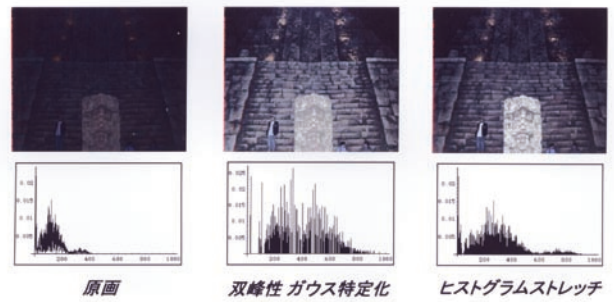
な2次元の白黒画像で3次元色域の比較を簡単に行うことができ、圧縮すべきか伸張すべきかの自動判定機能を備えた、双方向の汎用 (Versatile) GMA への発展が期待できる³³⁾。



(a) CG画像のプリンタ色域への圧縮例



(b) ガウス分布へのヒストグラム特定化による色域伸長例



(c) ヒストグラム特定化およびストレッチによる色域伸長例

図9 I-D色域圧縮および伸張例

図9 (a) に、色域圧縮例を掲げる。CG 画像に効果的とされる2次元クリッピング法および2D I-D GMA による結果と比較して3D I-D GMA は最良の結果を与え、とくにグラデーションをもつ高彩度領域の見えの改善が図られた。色域マッピングは、広色域から狭色域への圧縮が主であったが、最近ではメディアの色再現域は格段に広がっている。このため、画像の色域がプリンタの色域より狭い場合も多い。とくに照明・撮像条件が不完全な画像や退色した写真等は、極端に狭色域となる。このような画像には色域圧縮は不要であり、逆に色域伸張による画質改善が期待できる。色域伸張は、真の原画像が存在しないので、マッピングの目標が定めにくい。色域伸張後のヒストグラムをガウス分布とするような目標の設定法がある。

図9 (b) に、ガウス分布へのヒストグラム特定化を用いた色域伸張による改善例を示す³⁴⁾。照明が不十分な研究室内の画像BがCのように変換され、正常照明での画

像 A に近い明暗およびカラーが復元されている。さらに図 9 (c) は極端に低照明下で撮像された不明瞭な狭域画像の伸長例である。双峰をもつガウス分布へのヒストグラム特定化によって暗闇の情景が可視化されている。また、ヒストグラムを相似形でストレッチすることにより、原画の色分布を反映した効果的な色域伸長が可能であった³⁵⁾。

6. 快適シーンカラー変換

6.1 シーン参照型色再現モデル

これまでは、色票や標準画像を目標に測色的な色再現がなされてきたが、近年では、測色的色再現を脱却して、色の見えの一致を図る方向にある。今後は、快適さや好ましさ、質感等の要素が重視されていくであろう。

筆者は、色分布をクラスタに分割し、原画像と目標画像の間の、対となる 2 つのクラスタ間で、主成分 (PC) を一致させる Object-to-Object 色変換法を提案してきた^{36, 37)}。

この手法は、色票や標準画像の代わりに好ましい画像を用いる、シーン参照型色再現システムに発展できる (図 10)。

あるシーンの色の雰囲気や別のシーンへ伝達する試みは、2001 年にユタ大学の Reinhard らによって報告された³⁸⁾。視覚モデルに基づく無相関な $\alpha\beta$ 色空間に写像し、原画像の色分布を、スケーリングによって参照画像の色分布に近似する。M. Zhang らはこのモデルを改良し、一つのシーン中で、日陰にある左半分を日向にある右半分を参照して

色修正し、シーン全体が日向にあるかのように変換することに成功している³⁹⁾。しかし、 $\alpha\beta$ の主軸は、個々の画像の主成分軸には必ずしも一致しないため、類似色のシーン間では比較的良好に作動するが、非類似色のシーン間では、破綻を招くことが多い。

これに対し図 10 のモデルでは、クラスタリングによる主成分空間でのマッチングにより、原画像と参照画像が類似色の場合には一種の色修正が施され、また昼間と日没のシーンのような非類似色の場合にも、シーン間の色交換を行うことができる。

6.2 主成分マッチングによる色変換

まず原画の色分布のクラスタ j に属するカラーベクトル ${}_j\mathbf{X}_{ORG}$ を、主成分ベクトル ${}_j\mathbf{Y}_{ORG}$ へ変換する。

$${}_j\mathbf{Y}_{ORG} = {}_j\mathbf{A}_{ORG}({}_j\mathbf{X}_{ORG} - {}_j\boldsymbol{\mu}_{ORG}) \quad (21)$$

ここで、 ${}_j\boldsymbol{\mu}_{ORG}$ は平均ベクトル、 ${}_j\mathbf{A}_{ORG}$ は、ベクトル集合 $\{{}_j\mathbf{X}_{ORG}\}$ の固有行列を表す。

同様に目標とする参照画像についても、クラスタ k に属するカラーベクトル ${}_k\mathbf{X}_{DST}$ を主成分空間に写像すると

$${}_k\mathbf{Y}_{DST} = {}_k\mathbf{A}_{DST}({}_k\mathbf{X}_{DST} - {}_k\boldsymbol{\mu}_{DST}) \quad (22)$$

ここで、同じ主成分空間で、原画像の ${}_j\mathbf{Y}_{ORG}$ に次式の変換を施すことにより、変換後の ${}_j\mathbf{Y}_{TRN}$ を参照画像の ${}_k\mathbf{Y}_{DST}$ にマッチングさせることができる。

$${}_j\mathbf{Y}_{TRN} = {}_{jk}\mathbf{S} \cdot {}_j\mathbf{Y}_{ORG} \cong {}_k\mathbf{Y}_{DST} \quad (23)$$

${}_{jk}\mathbf{S}$ は、次式のスケーリング行列を表す。

$${}_{jk}\mathbf{S} = \begin{bmatrix} \sqrt{{}_k\lambda_{1DST}/{}_j\lambda_{1ORG}} & 0 & 0 \\ 0 & \sqrt{{}_k\lambda_{2DST}/{}_j\lambda_{2ORG}} & 0 \\ 0 & 0 & \sqrt{{}_k\lambda_{3DST}/{}_j\lambda_{3ORG}} \end{bmatrix} \quad (24)$$

${}_{jk}\mathbf{S}$ の対角要素は、それぞれ、原画像対参照画像のクラスタの固有値の比の平方根、すなわち標準偏差の比を表す。

以上より、原座標系で、原画像の色 ${}_j\mathbf{X}_{ORG}$ を参照画像の色 ${}_k\mathbf{X}_{DST}$ にマッチングさせるように (24) 式を書き直すと

$${}_{jk}\mathbf{M}_C({}_j\mathbf{X}_{ORG} - {}_j\boldsymbol{\mu}_{ORG}) \cong {}_k\mathbf{X}_{DST} - {}_k\boldsymbol{\mu}_{DST} \quad (25)$$

ここで、変換行列 ${}_{jk}\mathbf{M}_C$ は次式で与えられる。

$${}_{jk}\mathbf{M}_C = ({}_k\mathbf{A}_{DST}^{-1})({}_{jk}\mathbf{S})({}_j\mathbf{A}_{ORG}) \quad (26)$$

変換後のカラーベクトルを ${}_j\mathbf{X}_{TRN} \cong {}_k\mathbf{X}_{DST}$ とするには

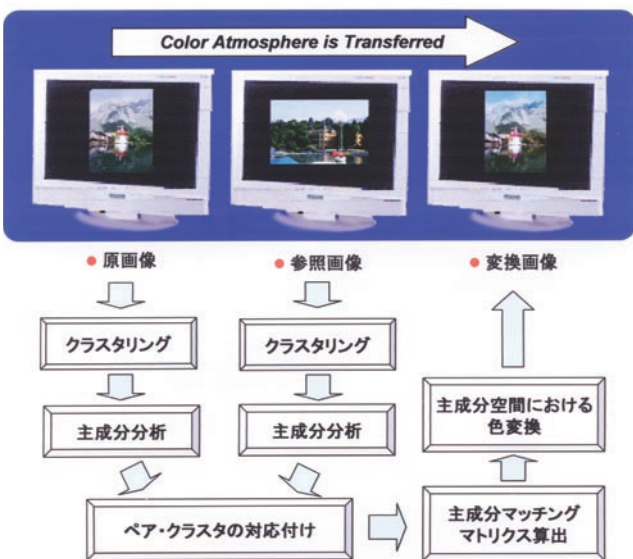


図 10 シーン参照型色再現システム概念

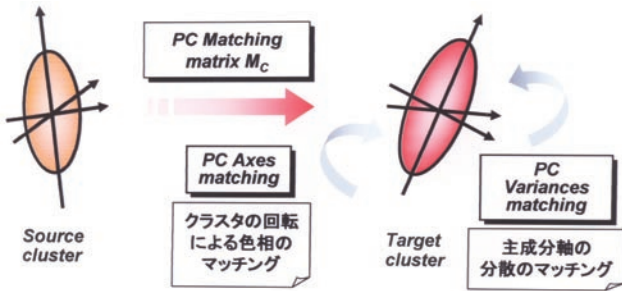


図 11 クラスタ間の PC マッチング原理

$${}_j\mathbf{X}_{TRN} \cong {}_{jk}\mathbf{M}_C ({}_j\mathbf{X}_{ORG} - {}_j\boldsymbol{\mu}_{ORG}) + {}_k\boldsymbol{\mu}_{DST} \quad (27)$$

変換行列 ${}_{jk}\mathbf{M}_C$ には、図 11 に示す 2 つの機能がある。

第 1 は、クラスタの回転による色相のマッチングであり、(26) 式の両側の固有行列によってなされる。第 2 は、主成分軸の分散のマッチングであり、スケーリング行列 ${}_{jk}\mathbf{S}$ によってなされる。

6.3 シーンの全体的および部分的色変換

そこで、画像全体の色分布を一塊のクラスタとして扱えるときは、(27) 式を適用して、シーン全体の色の雰囲気を伝達することができる。一方、シーンが孤立した複数のクラスタからなるときは、最初にクラスタリングによる領域分割を行った後、対となるクラスタの組を選択して、(27) 式を適用すれば、部分的なシーンカラーの伝達が可能である。クラスタリングには、Bayes の最尤法が有効であったが、教師なしの自動化には、クラスタ中心となる初期種子点の設定が重要である。筆者らは、従来の最尤法を改良した k-means-Bayesian 法を提案した⁴⁰⁾。

改良法では、画像の色分布から種子点候補として最密格子点を抽出した後、k-means 法を用いて候補点の位置を修正し、信頼できる初期種子点とする。この修正種子点をクラスタ中心として、Bayes 法に適用することにより、クラスタリング精度が大幅に向上した。

図 12 に、シーンカラーの変換例を掲げる。(a) は類似色シーン間の色伝達例であり、 $1\alpha\beta$ モデルの結果は快適であるが、参照画像の色調を正確には伝えていない。一方、提案モデルは忠実に雰囲気を伝えている。また (b) の非類似色のシーン間の色伝達では、 $1\alpha\beta$ モデルは明らかに失敗しているが、提案モデルはほぼ目的を達成している^{41, 42)}。

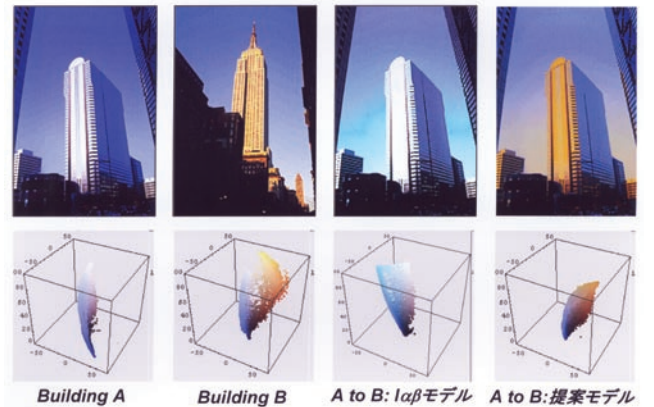
(a) 類似色シーン間の変換例: $1\alpha\beta$ model は不正確、提案モデルは忠実(b) 異種シーン間の変換例: $1\alpha\beta$ model は失敗、提案モデルは成功

図 12 シーンカラーの変換例

7. おわりに

以上、画像依存の概念に基づく、知的カラー画像処理の一端を紹介させて戴いた。画像処理は人間の視覚を対象とした技術である。昨今の画像デバイス、メディア、プロセッサの進展は目覚しく、民生機器においても、高精彩・高画質は当然の要請となっている。CCD に代表される撮像デバイスのセルサイズは、 $2\mu\text{m}$ 前後に達しつつある。人の視覚はこの単版 CCD 同様、LMS 錐体が網膜に配置されているが、その分布は中心窩約 1.5mm 径に集中し、直径 $2.3\mu\text{m}$ の錐体約 50,000 個が $2.5\mu\text{m}$ 間隔で密集している。CCD のセル密度は中心窩の錐体密度に近づきつつあるが、総数でははるかに視覚を超えている。しかし、人の視覚は中心部の高性能カメラを視点移動によって縦横に駆使し、時には精緻に、時には大局的に外界を認識している。電子カメラは脳視覚野のソフトウェアの素晴らしさには及ぶべくもない。

“みる”を漢字で書くと、「見る、観る、診る、看る……」と多様な意味をもつ。「見る」は単に“見える、目に入る”という受動的な意味合いであって、現在の電子カメラは未だこの域をでていないのではなかろうか？ これに対して、視覚の視を当てた「視る」は、“意図して見る、仔細に見る、見たいところを見る……”といった能動的意

味をもつ。つまり“視る” = “見る + 考える”である。賢い知的な撮像デバイスとなるには、この「視る」ことのソフトウェアの工学的応用こそが将来の課題であろう。プリンタ等の出力デバイスも、その解像度はすでに視覚の限界を超えつつある。これからのイメージング技術の新たな発展には、視覚工学との関わりが益々重要になると思われ、学際領域での研究開発の一層の進展を期待したい。

参考文献

- 1) H. Kotera: *Proc. PICS Conf. '02*, 53 (2002).
- 2) H. Kotera: *Proc. ICIS' 02, Tokyo*, 606 (2002).
- 3) H. Kotera: *Proc. 24th International Display Research Conf.*, 435 (2004).
- 4) 小寺宏暉：“カラー画像工学”，3/5章，オーム社（1997）。
- 5) 岩本明人・小寺宏暉（責任編集）：“デジタルハードコピー技術”，共立出版，（2000）p.33.
- 6) 小寺宏暉：“色空間の発展”，日本画像学会誌，**43** [2]，73（2004）。
- 7) Polesel, et al.: *Proc. ICIP-97*, 267 (1997).
- 8) G. Ramponi: *Signal Processing*, **67**, 211 (1998).
- 9) G. Ramponi: *Jour. Electronic Imaging*, **7** [2], 333 (1998).
- 10) R. C. Hardie and C. Boncelet: *IEEE Trans. Signal Processing*, **41** [3], 1061 (1993).
- 11) F. Russo: *IEEE Trans., Instrumentation and Measurement*, **51** [4], 824 (2002).
- 12) H. S. Kam, et al.: *Proc. IEEE Conf., Tencon, Image Processing*, Tencon-745 (2003).
- 13) D. Marr and E. Hildreth: *Proc. R. Soc. Lond.*, B207, 187 (1980).
- 14) K. Shimo and H. Kotera: *Proc. NIP16*, 814 (2000).
- 15) 志茂和也 小寺宏暉：Japan Hardcopy 2001 論文集，B-8, 185 (2001).
- 16) H. Kotera and W. Hui: *Proc. 10th CIC*, 196 (2002).
- 17) E. H. Land and J. J. McCann: *J. Opt. Soc. Am.*, **61**, 1 (1971).
- 18) D. H. Brainard and B. Wandell: *J. O. S. A.*, A-3, 1651 (1986).
- 19) Blake: *Computer Vision Graphics and Image Processing*, **32**, 314 (1985).
- 20) J. J. McCann: *Proc. 7th Color Imaging Conf.*, 1 (1999).
- 21) R. Kimmel et al.: *Proc. Elect. Imaging, Retinex at 40*, SPIE, 4662 (2002).
- 22) D. J. Jobson et al.: *IEEE Trans., Image Proc.*, **6** [3], 451 (1997).
- 23) 小林正明，小寺宏暉：カラーフォーラム JAPAN2001, 151 (2001).
- 24) H. Kotera and M. Fujita: *Proc. CIC10*, 166 (2002).
- 25) Y. Yoda and H. Kotera: *Proc. NIP21*, 660 (2004).
- 26) J. Morovic and M. Ronnier Luo: *A survey, Jour. IS&T*, **45** [3], 283 (2001).
- 27) N. Katoh et al.: *J. E. I.*, **8** [4], 365 (1999).
- 28) 陳，大豆生田，小寺：画像電子学会誌，**29** [5]，528 (2000)。
- 29) 陳，山田，斎藤，小寺：日本画像学会誌，**40** [1]，30 (2001)。
- 30) H. S. Chen and H. Kotera: *Jour. IS&T*, **46** [1], 44 (2002).
- 31) R. Saito and H. Kotera: *Proc. NIP 18*, 609 (2002).
- 32) H. Kotera and R. Saito: *Jour. Elect. Imaging*, **12** [4], 660 (2003).
- 33) R. Saito and H. Kotera: *Proc. NIP21*, 660 (2004).
- 34) 三田虎史，小寺宏暉：カラーフォーラム JAPAN2000 論文集，55 (2000)。
- 35) H. Kotera, et al.: *Proc. PICS Conf. '01*, 288 (2001).
- 36) H. Kotera, et al.: *Proc. NIP14*, 310 (1998).
- 37) H. Kotera, et al.: *Jour. Elect. Imaging*, **10**[4]/1, 977 (2001)
- 38) E. Reinhard, et al.: *IEEE Computer Graphics and Applications*, Sep./Oct., 34 (2001).
- 39) M. Zhang and N. D. Georganas: *Real-Time Imaging*, **10**, 23 (2004).
- 40) H. Kotera and T. Horiuchi: *Proc. NIP21*, 622 (2004).
- 41) H. Kotera and T. Horiuchi: *Proc. CIC12*, 93 (2004).
- 42) 松崎，小寺，斎藤：カラーフォーラム JAPAN' 2004, 9(2004).