

確率モデルを用いた非可逆圧縮カラー画像の画質改善

野田 秀樹 九州工業大学大学院情報工学研究院教授

1 まえがき

非可逆圧縮カラー画像では、色情報は通常、RGB（赤、緑、青）成分ではなく、輝度成分 Y と 2 つの色差成分 Cb, Cr を用いて表現される。人間の視覚特性を考慮して、色差成分を輝度成分よりも粗く表現することによって圧縮効率を上げている。例えば JPEG 圧縮[1]では、Cb と Cr 成分は、符号化（圧縮）時に縦横方向それぞれ半分の画素にダウンサンプリングされ（全画素数は 1/4 になる）、復号化時に補間されて元の画素数に戻される。更に、離散コサイン変換（DCT）係数の量子化において、色差成分の DCT 係数は、輝度成分の DCT 係数に比べてやや粗く量子化される。

補間処理によって、ダウンサンプリングによって失われた色差成分の解像度（画素数）は回復させることができる。本研究では、そのような解像度の回復のみならず、粗い量子化によって失われた色差成分の精度の改善も目指す立場をとる。そのような色差成分の復元を目的として、カラー画像のモデルとしてマルコフ確率場（MRF）モデル[2]を用いた、モデルベースの復元法を提案する。ここでは、ある画素のカラーベクトルの局所条件付き確率密度関数が、その近傍画素のカラーベクトルに依存するような、簡単なガウス MRF モデルを用いた。ある画素の色差成分は、その画素の輝度成分と近傍画素のカラーベクトルが与えられた下での条件付き確率密度関数を最大化するように推定される。この推定は繰り返し処理で行われ、繰り返し推定の初期値として、与えられた圧縮カラー画像の色差成分を用いる。色差成分がダウンサンプリングされている場合は、補間してアップサンプリングされた色差成分を初期値として用いる。

2 色差成分の推定

2-1 ガウス MRF を用いたカラー画像のモデル化

2次元格子 $L = \{(i, j); 1 \leq i \leq N_1, 1 \leq j \leq N_2\}$ 上で定義されるカラー画像を $x_L = \{x_{ij}; (i, j) \in L\}$ と表す。YCbCr 色空間では、 (i, j) 画素の色ベクトル x_{ij} は $x_{ij} = (y_{ij}, c_{ij}^b, c_{ij}^r)^T$ と表される。ここで、 y_{ij} は輝度成分、 c_{ij}^b と c_{ij}^r は 2 つの色差成分を表す。また、 $c_{ij} = (c_{ij}^b, c_{ij}^r)^T$ を (i, j) 画素の色差ベクトルとする。ここでは、カラー画像は、以下の局所条件付き確率密度関数をもつガウス MRF（GMRF）でモデル化されると仮定する。

$$p(x_{ij} | x_{\eta_{ij}}) = \frac{1}{(2\pi)^{3/2} |\Sigma|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (x_{ij} - \bar{x}_{\eta_{ij}})^T \Sigma^{-1} (x_{ij} - \bar{x}_{\eta_{ij}}) \right\} \quad (1)$$

$$\bar{x}_{\eta_{ij}} = \frac{1}{|N|} \sum_{\tau \in N} x_{ij+\tau} \quad (2)$$

ここで、 $\bar{x}_{\eta_{ij}}$ は近傍画素の色ベクトル $x_{\eta_{ij}} = \{x_{ij+\tau}; \tau \in N\}$ の平均である。N は $(0,0)$ 画素の近傍を表す。例えば、1次近傍の場合は、 $N = \{(0,1), (0,-1), (1,0), (-1,0)\}$ であり、 $\tau = (0,1)$ の場合は、 $x_{ij+\tau} = x_{ij+1}$ を意味する。 Σ は、 $x_{ij} - \bar{x}_{\eta_{ij}}$ の共分散行列である。

2-2 色差成分推定アルゴリズム

$c_L = \{c_{ij}; (i, j) \in L\}$ と $y_L = \{y_{ij}; (i, j) \in L\}$ を、それぞれ色差画像と輝度画像とし、両者によってカラー画像

$\mathbf{x}_L = \{x_{ij}; (i, j) \in L\}$ は構成される。我々の目的は、輝度画像はそのまま変えずに、色差画像を推定することであり、その推定値 $\hat{\mathbf{c}}_L$ は次式のように表される。

$$\hat{\mathbf{c}}_L = \arg \max_{\mathbf{c}_L} p(\mathbf{x}_L) \quad (3)$$

\mathbf{c}_L の組み合わせ総数は膨大な数になるため、 $\hat{\mathbf{c}}_L$ を見出すことは現実的には不可能である。この問題を回避するため、Besagによって提案された擬似尤度関数[3]を用い、 $p(\mathbf{x}_L)$ を以下のように近似する。

$$p(\mathbf{x}_L) \simeq \prod_{(i,j) \in L} p(x_{ij} | \mathbf{x}_{\eta_{ij}}) \quad (4)$$

この局所条件付き確率密度関数 $p(x_{ij} | \mathbf{x}_{\eta_{ij}})$ を用いることにより、 x_{ij} の色差ベクトル \mathbf{c}_{ij} は以下のように推定される。

$$\hat{\mathbf{c}}_{ij} = \arg \max_{\mathbf{c}_{ij}} p(x_{ij} | \mathbf{x}_{\eta_{ij}}) \quad (5)$$

通常、色差成分は輝度成分に比べて表現精度が低いため、色差成分のみを推定する。

GMRF モデルに対する式(5)の解は、以下のように得られる。式(1)のGMRFの共分散行列を

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \sigma_{13} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \sigma_{23} \\ \sigma_{31} & \sigma_{32} & \sigma_{33} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma_y & \Sigma_{yc} \\ \Sigma_{cy} & \Sigma_c \end{pmatrix} \text{とする。ここで、} \sigma_y = \sigma_{11}, \quad \Sigma_c = \begin{pmatrix} \sigma_{22} & \sigma_{23} \\ \sigma_{32} & \sigma_{33} \end{pmatrix}, \quad \Sigma_{yc} = (\sigma_{12}, \sigma_{13}) = \Sigma_{cy}^T \text{で}$$

ある。式(1)のGMRFの局所条件付き確率密度関数 $p(x_{ij} | \mathbf{x}_{\eta_{ij}})$ は以下のように分解できる。

$$p(x_{ij} | \mathbf{x}_{\eta_{ij}}) = p(y_{ij} | y_{\eta_{ij}}) p(\mathbf{c}_{ij} | y_{ij}, \mathbf{x}_{\eta_{ij}}) \quad (6)$$

$$p(y_{ij} | y_{\eta_{ij}}) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2} \sigma_y^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2\sigma_y} (y_{ij} - \bar{y}_{\eta_{ij}})^2 \right\} \quad (7)$$

$$p(\mathbf{c}_{ij} | y_{ij}, \mathbf{x}_{\eta_{ij}}) = \frac{1}{(2\pi)^{|\Sigma_{c|y}|^{1/2}}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{c}_{ij} - \mathbf{m}_{c|y})^T \Sigma_{c|y}^{-1} (\mathbf{c}_{ij} - \mathbf{m}_{c|y}) \right\} \quad (8)$$

ここで、 $\bar{y}_{\eta_{ij}} = \frac{1}{|N|} \sum_{\tau \in N} y_{ij+\tau}$, $\mathbf{m}_{c|y} = \bar{\mathbf{c}}_{\eta_{ij}} + \Sigma_{cy} \sigma_y^{-1} (y_{ij} - \bar{y}_{\eta_{ij}})$, $\bar{\mathbf{c}}_{\eta_{ij}} = \frac{1}{|N|} \sum_{\tau \in N} \mathbf{c}_{ij+\tau}$, $\Sigma_{c|y} = \Sigma_c - \Sigma_{cy} \sigma_y^{-1} \Sigma_{yc}$ である。式(8)の最大値は $\mathbf{c}_{ij} = \mathbf{m}_{c|y}$ で得られる。 y_{ij} についてはそのままの値を用い、 \mathbf{c}_{ij} のみを推定するのであるから、式(6)の最大値も $\mathbf{c}_{ij} = \mathbf{m}_{c|y}$ で得られる。従って、式(5)の推定値 $\hat{\mathbf{c}}_{ij}$ は次式で与えられる。

$$\hat{\mathbf{c}}_{ij} = \bar{\mathbf{c}}_{\eta_{ij}} + \Sigma_{cy} \sigma_y^{-1} (y_{ij} - \bar{y}_{\eta_{ij}}) \quad (9)$$

式(9)から (i, j) 画素の推定値 $\hat{\mathbf{c}}_{ij}$ を得るためには、近傍画素の色差ベクトル $\mathbf{c}_{\eta_{ij}}$ の値が必要となる。この種の問題は繰り返し法で解くことになる。 p を繰り返し回数として、式(9)を繰り返し推定の式(10)で書き換える。

$$\mathbf{c}_{ij}^{(p+1)} = \bar{\mathbf{c}}_{\eta_{ij}}^{(p)} + \Sigma_{cy} \sigma_y^{-1} (y_{ij} - \bar{y}_{\eta_{ij}}) \quad (10)$$

ここで、 $\bar{\mathbf{c}}_{\eta_{ij}}^{(p)} = \frac{1}{|N|} \sum_{\tau \in N} \mathbf{c}_{ij+\tau}^{(p)}$ である。この繰り返し推定の初期値は、与えられた圧縮カラー画像の色差成分を用いる。色差成分がダウンサンプリングされている場合は、補間してアップサンプリングされた色差成分を初期値として用いる。

3 実装の詳細

式(2)の $\bar{x}_{\eta_{ij}}$, 即ち $\bar{y}_{\eta_{ij}}$ と $\bar{c}_{\eta_{ij}}$ の計算では, 予備実験の結果, 3次近傍を用いることとした. 3次近傍では, $N = \{(0,1), (0,-1), (1,0), (-1,0), (1,1), (-1,-1), (1,-1), (-1,1), (0,2), (0,-2), (2,0), (-2,0)\}$ である. ただし, $x_{ij+\tau}$ の3つの成分($y_{ij+\tau}$, $c_{ij+\tau}^b$, $c_{ij+\tau}^r$)の内, 少なくとも1つの成分の値が x_{ij} の対応する成分の値とかけ離れている場合, その $x_{ij+\tau}$ は平均の計算から除外した. 以下の実験では, その除外条件は, $|y_{ij+\tau} - y_{ij}| > 0.5s$ (s は輝度成分の標準偏差値), $|c_{ij+\tau}^b - c_{ij}^b| > 10$, $|c_{ij+\tau}^r - c_{ij}^r| > 10$ とした. さらに, 式(10)による繰り返し推定で過度な変化を防ぐため, 次式に示すような, 連続する推定値 $c_{ij}^{(p)}$ と $c_{ij}^{(p+1)}$ の中間的な値 $(c_{ij}^{(p+1)})'$ を更新値 $c_{ij}^{(p+1)}$ の代わりに用いた.

$$(c_{ij}^{b(p+1)})' = w^b c_{ij}^{b(p+1)} + (1 - w^b) c_{ij}^{b(p)} \quad (11)$$

$$(c_{ij}^{r(p+1)})' = w^r c_{ij}^{r(p+1)} + (1 - w^r) c_{ij}^{r(p)} \quad (12)$$

ただし,

$$w^b = \exp\left\{-\frac{|c_{ij}^{b(p+1)} - c_{ij}^{b(p)}|}{10}\right\} \quad (13)$$

$$w^r = \exp\left\{-\frac{|c_{ij}^{r(p+1)} - c_{ij}^{r(p)}|}{10}\right\} \quad (14)$$

以降の実験では, 繰り返し推定は1回で停止させた. これは, 2回以降の繰り返し推定で, 画像のPSNR(ピーク信号雑音比)値が低下する場合がときどきあったためである. 式(1)中の共分散行列 Σ の推定は, 与えられた圧縮カラー画像を用いて画像毎に行った.

4 実験結果

4枚の標準カラー画像(Lena, Milkdrop, Peppers, Mandrill)を用いて提案法の性能評価を行った. これらの画像は 256×256 画素の24bpp(bit per pixel)のフルカラー画像である. 提案する色差推定アルゴリズムはJPEG圧縮カラー画像とJPEG2000圧縮カラー画像に適用した.

色差成分のダウンサンプリングがある場合とない場合のJPEG圧縮カラー画像に対する実験結果を, それぞれ表1と表2に示す. これらの表では, 品質係数(quality factor)70, 80, 90で圧縮したJPEG画像のビットレート(bpp), JPEG画像のPSNR値, 提案法適用後のPSNR値を示す. PSNR値は画質を表す客観評価尺度のひとつであり, 値が大きいほど画質が高いことを表す. 表1から, 提案法はダウンサンプリングありのJPEG圧縮カラー画像のPSNR値を向上させることが確認できる. 表2から, 提案法はダウンサンプリングなしのJPEG圧縮カラー画像については, より顕著にPSNR値を向上させることが確認できる. 色差成分のダウンサンプリングなしのJPEG2000圧縮カラー画像に対する実験結果を表3に示す. JPEG2000では圧縮画像のビットレートを利用者が指定できるため, ここでは, 0.5bpp, 1.0bpp, 2.0bppで圧縮した場合の結果を示す. 表3から, 提案法は2.0bppのPeppers以外でPSNR値を向上させることが確認できる.

提案法による圧縮画像の画質向上は, 圧縮画像のビットレートの削減という観点で評価することもできる. 図1は, 色差成分のダウンサンプリングありのJPEG圧縮カラー画像に対して提案法を適用した結果で, 図1(a)はPSNR値を, 図1(b)はCIELAB距離を評価尺度として図示している. CIELAB距離はPSNR値よりも人間の主観評価との対応が良いとされる尺度であり, 値が小さいほど画質が高いことを表す. 図は, 品質係数60, 70, 80, 90で圧縮した場合の結果で, 図中の各線上の左端の点は品質係数60, 右端の点は品質係数90の結果である. 図1(a)のPSNR=34dBの線から, Lena, Milkdrop, Peppersに対してのPSNR値の向上は, 0.1から0.2ビットのビットレート削減に相当することがわかる. 図1(b)のCIELAB=7.0の線から, Milkdrop, Peppers,

Mandrill に対するの CIELAB 距離の向上は, 0.3 から 0.4 ビットのビットレート削減に相当することがわかる.

表 1 JPEG 圧縮カラー画像 (色差成分のダウンサンプリングあり) に対する提案法適用結果 (PSNR (dB) 値).

画像	品質係数 70			品質係数 80			品質係数 90		
	bpp	JPEG	提案法	bpp	JPEG	提案法	bpp	JPEG	提案法
Lena	1.28	32.10	32.42	1.65	33.18	33.55	2.29	34.74	35.15
Milkdrop	1.04	32.11	32.51	1.35	33.06	33.48	1.91	34.19	34.61
Peppers	1.41	31.50	31.82	1.79	32.77	33.13	2.45	34.46	34.81
Mandrill	2.07	26.63	26.70	2.71	27.87	27.95	3.72	29.40	29.49

表 2 JPEG 圧縮カラー画像 (色差成分のダウンサンプリングなし) に対する提案法適用結果 (PSNR (dB) 値).

画像	品質係数 70			品質係数 80			品質係数 90		
	bpp	JPEG	提案法	bpp	JPEG	提案法	bpp	JPEG	提案法
Lena	1.63	33.44	33.84	2.13	34.79	35.28	3.02	36.76	37.35
Milkdrop	1.39	34.86	35.53	1.83	36.31	37.11	2.62	38.31	39.15
Peppers	1.86	33.94	34.42	2.38	35.57	36.12	3.27	37.85	38.31
Mandrill	2.66	27.57	27.70	3.56	29.14	29.33	5.22	31.65	32.05

表 3 JPEG2000 圧縮カラー画像 (色差成分のダウンサンプリングなし) に対する提案法適用結果 (PSNR (dB) 値).

画像	0.5bpp		1.0bpp		2.0bpp	
	JPEG2000	提案法	JPEG2000	提案法	JPEG2000	提案法
Lena	30.16	30.30	33.62	33.88	37.44	37.62
Milkdrop	32.71	32.93	36.49	36.74	40.08	40.18
Peppers	28.86	29.00	33.39	33.62	38.02	37.92
Mandrill	23.47	23.49	25.54	25.59	28.59	28.68

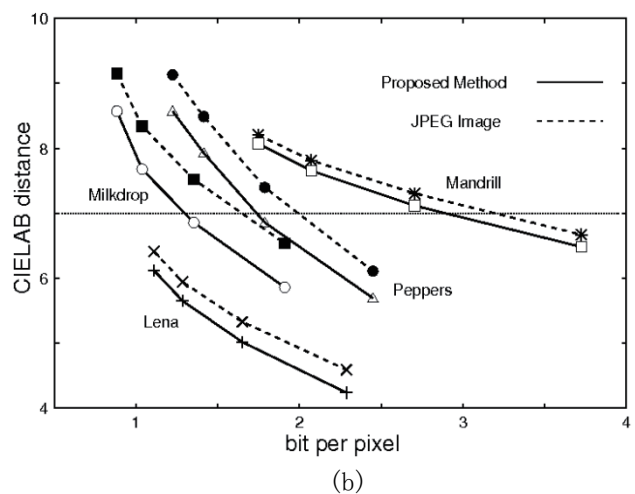
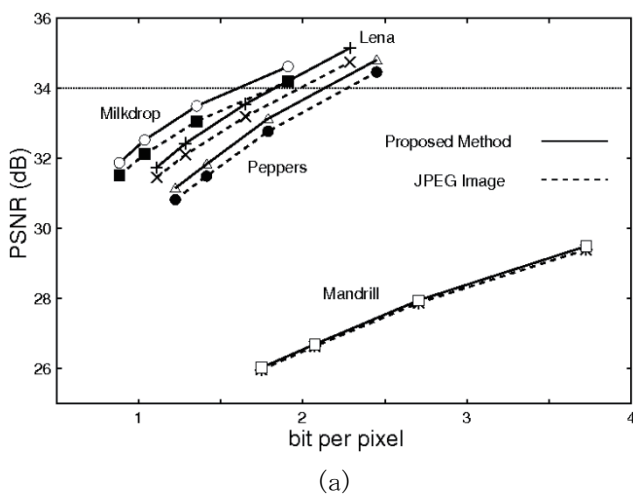


図 1 JPEG 圧縮カラー画像 (色差成分のダウンサンプリングあり) に対する実験結果. (a) は PSNR 値, (b) は CIELAB 距離による性能評価.

5 むすび

本研究では、圧縮カラー画像において粗く表現されている色差成分を復元するために、モデルベースの色差推定アルゴリズムを提案した。カラー画像のモデルとして、ある画素のカラーベクトルの局所条件付き確率密度関数が、その近傍画素のカラーベクトルに依存するような、簡単なガウス MRF モデルを用いた。ある画素の色差成分は、その画素の輝度成分と近傍画素のカラーベクトルが与えられた下での条件付き確率密度関数を最大化するように推定される。性能評価実験の結果、提案法は、JPEG 圧縮カラー画像（色差成分のダウンサンプリングがある場合もない場合も）の画質向上に有効であることがわかった。さらに、JPEG に比べて圧縮性能の良い JPEG2000 に対しても提案法の有効性を確認できた。

【参考文献】

1. Pennebaker, W.B. and Mitchell, J.L.: JPEG: Still Image Data Compression Standard, Van Nostrand Reinhold (1993).
2. Geman, S. and Geman, D.: Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images, IEEE Trans. Pattern Anal. & Machine Intell., Vol.PAMI-6, pp.721-741 (1984).
3. Besag, J.E.: On the statistical analysis of dirty pictures, J. Roy. Statist. Soc. B, Vol.48, No.3, pp.259-302 (1986).

〈発表資料〉

題 名	掲載誌・学会名等	発表年月
Quality improvement of compressed color images using a probabilistic approach	Proceedings of 2009 International Workshop on Advanced Image Technology	2009年1月
MRF モデルを用いた JPEG カラー画像の画質改善	平成 20 年度電気関係学会九州支部連合大会	2008年9月
ユーザ指定の色情報を用いたモノクロ画像のカラー化	平成 20 年度電気関係学会九州支部連合大会	2008年9月