—原著—

劣化画像復元法を用いた JPEG 画像の鮮明化

藤田和弘^{*1}, 貴田明宏^{*2}, 稲垣昭生^{*3}龍谷大学理工学部情報メディア学科^{*1}パナソニック MSE 株式会社^{*2}滋賀県警察本部科学捜査研究所^{*3}〒520-2194 滋賀県大津市瀬田大江町横谷 1 番 5^{*1}〒532-0003 大阪市淀川区宮原一丁目 2 番33号^{*2}〒520-0106 滋賀県大津市唐崎 1 丁目34番 3 号^{*2}

Improvement of JPEG Decoded Images based on Image Restoration Method

Kazuhiro Fujita^{*1}, Akihiro Kida^{*2}, Akio Inagaki^{*3}*Ryukoku University^{*1}**1-5, Yokoya, Oe-cho, Seta, Otsu, Shiga 520-2194, Japan,**Panasonic MSE^{*2}**1-2-33, Miyahara, Yodogawa-ku, Osaka 532-0003, Japan**Forensic Science Laboratory, Shiga Prefectural Police^{*3}**1-34-3, Karasaki, Otsu, Shiga 520-0106, Japan**(Received 30 March 2005; accepted 22 August 2005)*

JPEG images are degraded by blocking artifacts and mosquito noise caused by quantization on the block DCT domain. The purpose of this paper is reduction of image quality degradation by means of the image restoration method instead of the smoothing method after the simple decoding. This proposed method is based on the edge-adaptive restoration method; the regularizing operator depends on the edge orientation, and the regularizing parameter depends on the local activity. The variance of the quantization on the block DCT domain is taken into consideration.

Key words: Image Restoration, Blocking Artifacts, Mosquito Noise

1. 緒 言

画像伝送および蓄積の目的で、画像のデータ量を圧縮する際に、画像の符号化は欠かせないものであり、現在、インターネットを利用した画像伝送や、デジタルカメラでの画像の保存などにおいて、静止画像の符号化技術として、JPEG 圧縮が定着している。JPEG 圧縮は、ブロック・コサイン変換を利

用した非可逆圧縮法¹⁾であり、その処理の性質上、ブロッキング・アーティファクトとモスキート・ノイズが発生することは避けられない⁴⁾。

ブロッキング・アーティファクトとモスキート・ノイズは、JPEG 圧縮がブロック・コサイン変換領域で量子化を行なうことに起因する。ブロッキング・アーティファクトは、ブロック・コサイン変換

のサイズ（通常， 8×8 ）の影響を受け，なめらかに変化する領域において，ブロック境界での濃淡度の変化が顕著となるものである．また，モスキート・ノイズは，エッジの近傍において，エッジとはほぼ並行に発生するノイズである．ブロック・アーティファクトとモスキート・ノイズにより，JPEG 画像は画質劣化を受け，特に高圧縮した JPEG 画像は視覚的に好ましくない画像となる．

そこで，ブロック・アーティファクトとモスキート・ノイズを低減することにより，JPEG 画像を鮮明化しようというのが，本研究の目的である．これには，劣化画像の復元法を用いて，JPEG 画像のコサイン変換ブロックサイズ以上の情報，つまり，平坦な領域では，ブロックサイズ以上に平坦であり，エッジはブロックサイズとは無関係につながっていることなどを利用して，JPEG 画像の鮮明化を行なう．具体的には，単純に復号した JPEG 画像から，エッジ情報（エッジの位置と方向）と局所的な分散などを考慮した改善画像に対する評価基準を設定し，それを最小化することにより，鮮明化を行なう．実験では，低圧縮から高圧縮の JPEG 画像まで，画質劣化を低減し，鮮明化できることを示した．

これまでの，JPEG 画像の画質改善の研究としては，Nikolas²⁾，Ozcelik³⁾などがある．Nikolas ら²⁾は，改善画像のなめらかさの制約条件として，ブロック・コサイン変換のブロック境界での自乗誤差を，画像の局所的な平均と分散により重みづけして評価している．そして，符号化した場合に同じ JPEG 符号となる画像集合の中から，上記の制約条件を満たす復号画像を得るものである．したがって，JPEG 復号画像中のブロック・アーティファクトの低減を主眼としている．また，Ozcelik ら³⁾は，原画像に対する事前情報として，非定常ガウスマルコフモデルを用い，事後確率最大 (MAP) 推定を行なっている．特徴は，原画像モデルにライン要素を持つ混合ガウスマルコフモデルを用いている点にあり，画像のエッジを保持するという性質がある．また，彼らの研究では MAP 推定時に，平均場アニーリングを行っており，各種のパラメータが必要となる．以上の研究と本研究とを比較する

と，本研究は，原画像に対してエッジの位置および方向性，原画像の局所的な分散，およびブロック・コサイン変換領域での量子化ノイズの分散を考慮している点に特徴がある．

2. JPEG 画像の符号化と復号化

原画像 x の符号化画像 z_x は，次式で与えられる．

$$z_x = \mathcal{Q}[Cx] \quad (1)$$

ここで， C は画像全体に対するサイズ 8×8 のブロック・コサイン変換， $\mathcal{Q}$ は量子化を表す．

符号化画像 z_x の復号化画像 $\hat{x}$ は，次式で与えられる．

$$\hat{x} = C^{-1}\mathcal{Q}^{-1}[z_x] \quad (2)$$

ここで， C^{-1} は画像全体に対するサイズ 8×8 のブロック逆コサイン変換， $\mathcal{Q}^{-1}$ は逆量子化を表す．また，画像のサイズを， $M \times N$ とする．

式(1)，(2)により，JPEG 画像の符号化・復号化は，次式となる．

$$\hat{x} = C^{-1}\mathcal{Q}^{-1}[\mathcal{Q}[Cx]] \quad (3)$$

JPEG 画像の符号化・復号化の過程において，量子化 $\mathcal{Q}$ と逆量子化 $\mathcal{Q}^{-1}$ との過程が，可逆でなく，量子化ノイズが加わることにより，画質の劣化が生じる．その量子化ノイズは，ブロック・コサイン変換の周波数に依存するものであり，その分散は周波数毎に異なる．ブロック・コサイン変換の周波数のうち，直流成分の量子化ノイズは，ブロック・アーティファクトを発生させる要因となっている．また，高い周波数成分には，量子化の過程で情報が完全に欠落するものもあり，画像の詳細な情報が欠落することとなる．

3. 画像モデル

3.1 原画像モデル

原画像に対して，以下に示す白色雑音駆動型の線形予測モデルを用いる．これは，2次元の線形予測モデルの非因果性モデル⁹⁾に対して，エッジの位置とその方向，駆動白色雑音の分散の非定常性を取り入れたモデルである．

$$A(x - \mu_x) = w \quad (4)$$

ここで， μ_x は原画像の非定常平均， A は原画像の

エッジを考慮した非定常白色化フィルタである。また、 w は駆動白色雑音であり、平均は 0、分散 $\sigma_w^2(m, n)$ は画像の位置により変化すると仮定し、その分散行列を R_w とする。つまり、

$$\mu_w = E[w] = 0 \quad (5)$$

$$R_w = E[ww^T] = \text{Diag}(\dots, \sigma_w^2(m, n), \dots) \quad (6)$$

式(4), (5), (6)に対するスカラー形式を、以下に示す。また、 $\{a_{k,l}(\theta)\}$ を Table 1 に示す。Table 1 の $\theta = 360^\circ$ の場合は、線形予測のサポートが最隣接近傍の等方線形予測モデルとなり、 a はその線形予測係数である。その他の角度では、その方向にのみ線形予測のサポートをとったものであり、等方線形予測係数 a の 2 倍である $2a$ を線形予測係数とした。

$$x_{m,n} - \mu_x(m, n) = \sum_{(k,l) \in S} a_{k,l}(\theta(m, n)) \{x_{m-k, n-l} - \mu_x(m-k, n-l)\} + w_{m,n} \quad (7)$$

$$S = \{(1, 1), (1, 0), (1, -1), (0, 1), (0, 0), (0, -1), (-1, 1), (-1, 0), (-1, -1)\} \quad (8)$$

$$E[w_{m,n}] = 0 \quad (9)$$

$$E[w_{m,n} w_{m+k, n+l}] = \sigma_w^2(m, n) \delta_{k,0} \delta_{l,0} \quad (10)$$

$$\delta_{k,l} = \begin{cases} 1, & k=l \\ 0, & k \neq l \end{cases} \quad (11)$$

ここで、 $\delta_{k,l}$ はクロネッカーのデルタ、 S は線形予測のサポートを表し、 $\theta(m, n)$ は、次式で定義されるエッジ情報を表す。また、本論文では、画像左上を座標原点とし、下方向に第 1 座標軸、右方向に第 2 座標軸をとり、 0° 方向とは、 $(0, 1)$ の方向とし、反時計回りに角度をとる。

$$\theta_{(m,n)} = \begin{cases} 0 \cdots 0^\circ \text{ 方向のエッジ} \\ 45 \cdots 45^\circ \text{ 方向のエッジ} \\ 90 \cdots 90^\circ \text{ 方向のエッジ} \\ 135 \cdots 135^\circ \text{ 方向のエッジ} \\ 360 \cdots \text{平坦領域} \end{cases} \quad (12)$$

このエッジ情報 $\theta(m, n)$ は、後述の「駆動白色雑音の局所分散の推定」、「改善画像の評価基準」および「反復処理」の記述中の式で、白色化フィルタ A の中に表れる。

3.2 劣化過程モデル

符号化と復号化とにより画像は劣化を受けるが、その劣化に対して、以下のモデルを仮定する。

$$\mathcal{Q}^{-1}[z_x] = Cx + v \quad (13)$$

つまり、原画像 x がブロック・コサイン変換 C により、劣化画像復元問題における空間的な劣化に相当する作用を受け、それに量子化ノイズ v が加わり、観測画像 $\mathcal{Q}^{-1}[z_x]$ が得られると解釈できる。その雑音 v の分散行列を R_v とする。つまり、

$$R_v = E[vv^T] = \text{Diagonal} \quad (14)$$

上式において、 Diagonal は主対角のみ 0 以外の値を有し、その他は 0 であることを示す。

4. JPEG 画像の画質劣化の低減

4.1 画質改善の処理手順

以下の処理手順により画質改善を行なう。

- 単純な復号を行ない復号化画像 $\hat{x}$ を得る。
- 復号化画像 $\hat{x}$ からエッジ情報（エッジの位置および方向、 $\theta(m, n)$ ）を抽出する。
- 復号化画像 $\hat{x}$ から平均 μ_x を推定する。
- 復号化画像 $\hat{x}$ に白色化フィルタを作用させた出力 $A(\hat{x} - \mu_x)$ から、原画像の駆動白色雑音の分散行列 R_w を推定する。
- コサイン変換領域での量子化雑音の分散 R_v を推定する。
- 評価基準 $J(\hat{x})$ を最小化する改善画像 $\hat{x}$ を共役勾配法を用いて、反復的に求める。

4.2 エッジ情報の抽出

エッジ情報の抽出は、以下に示すように、コンパス・オペレータ⁵⁾と判別基準法⁷⁾に基づくしきい値

Table 1 Whitening Filter.

			$\theta = 0^\circ$	$\theta = 45^\circ$	$\theta = 90^\circ$	$\theta = 135^\circ$	$\theta = 360^\circ$
$a_{1,1}(\theta)$	$a_{1,0}(\theta)$	$a_{1,-1}(\theta)$	0 0 0	0 0 $2a$	0 $2a$ 0	$2a$ 0 0	0 a 0
$a_{0,1}(\theta)$	$a_{0,0}(\theta)$	$a_{0,-1}(\theta)$	$2a$ 0 $2a$	0 0 0	0 0 0	0 0 0	a 0 a
$a_{-1,1}(\theta)$	$a_{-1,0}(\theta)$	$a_{-1,-1}(\theta)$	0 0 0	$2a$ 0 0	0 $2a$ 0	0 0 $2a$	0 a 0

処理により行なう。

コンパス・オペレータ

単純に復号した JPEG 画像 $\{\dot{x}_{m,n}\}$ に、コンパス・オペレータを適用する。

$$\phi_{m,n} = \arg \max_{\theta \in \Theta} \left| \sum_{k=-1}^1 \sum_{l=-1}^1 c_{k,l}(\theta) \dot{x}_{m-k,n-l} \right| \quad (15)$$

$$\Theta = \{0, 45, 90, 135\} \quad (16)$$

$$t_{m,n} = \left| \sum_{k=-1}^1 \sum_{l=-1}^1 c_{k,l}(\theta_{m,n}) \dot{x}_{m-k,n-l} \right| \quad (17)$$

ここで、 $\phi_{m,n}$ は、位置 (m,n) の画素がエッジであると決定された場合の角度の候補であり、 $t_{m,n}$ はコンパス・オペレータの出力の最大値であり、 $c_{k,l}(\theta)$ は、Table 2 に示すコンパス・オペレータの係数である。

しきい値処理

エッジ情報 $\theta(m,n)$ は、次式に示すようにコンパス・オペレータの出力をしきい値処理することにより得られる。なお、しきい値 T は、判別基準法⁷⁾により決定する。

$$\theta(m,n) = \begin{cases} \phi_{m,n}, & t_{m,n} \geq T \text{ (エッジ領域)} \\ 360, & t_{m,n} < T \text{ (平坦領域)} \end{cases} \quad (18)$$

4.3 駆動白色雑音の局所分散の推定

駆動白色雑音 $w_{m,n}$ の局所分散 $\sigma_w^2(m,n)$ は、以下に示すように、白色化フィルタ $\mathbf{A}$ の出力を、Welch ウィンドウ⁸⁾によるウィンドウ処理 (サイズ $(2W+1) \times (2W+1)$) 後、推定する。

$$\mathbf{w} = \mathbf{A}(\dot{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}_x) \quad (19)$$

$$\boldsymbol{\mu}_w(m,n) = \sum_{k=-W}^W \sum_{l=-W}^W \bar{h}_{k,l} w_{m+k,n+l} \quad (20)$$

$$\sigma_w^2(m,n) = \max \left(\sum_{k=-W}^W \sum_{l=-W}^W \bar{h}_{k,l} w_{m+k,n+l}^2 - \boldsymbol{\mu}_w^2(m,n), \varepsilon_1 \right) \quad (21)$$

ここで、 ε_1 は、上式における局所的な分散 $\sigma_w^2(m,n)$ の推定において、その推定値が異常に小さくな

らないようにするためのしきい値である。また、係数 $\bar{h}_{k,l}$ は、Welch の係数⁸⁾をウィンドウサイズ $(2W+1) \times (2W+1)$ において、 $\bar{h}_{0,0}$ が中心にくるようにシフトし正規化したものであり、次式で与えられる。

$$\bar{h}_{k,l} = \frac{h_{k,l}}{\sum_{i=-W}^W \sum_{j=-W}^W h_{i,j}} \quad (22)$$

$$h_{k,l} = \left\{ 1 - \left(\frac{k}{W+1} \right)^2 \right\} \left\{ 1 - \left(\frac{l}{W+1} \right)^2 \right\} \quad (23)$$

4.4 量子化雑音の分散の推定

ブロック・コサイン変換 (サイズ 8×8) した領域での自己共分散行列は、原画像モデルにより計算される原画像の自己共分散行列 $\mathbf{R}_x$ を用いて、次式で与えられる。

$$E[(\mathbf{C}\mathbf{x})(\mathbf{C}\mathbf{x})^T] = \mathbf{C}E[\mathbf{x}\mathbf{x}^T]\mathbf{C}^T = \mathbf{C}\mathbf{R}_x\mathbf{C}^T \quad (24)$$

ブロック・コサイン変換した領域での各周波数 $u_{k,l}$ ($k, l = 0, 1, 2, \dots, 7$) において、以下に示す量子化幅 $\Delta_{k,l}$ の一様量子化が行なわれるとする。

$u_{k,l} \geq 0$ の場合

$$\dot{u}_{k,l} = \begin{cases} 0, & 0 \leq u_{k,l} \leq \frac{\Delta_{k,l}}{2} \\ \left(\left\lceil \frac{u_{k,l} - \frac{\Delta_{k,l}}{2}}{\Delta_{k,l}} \right\rceil + 1 \right) \Delta_{k,l}, & \frac{\Delta_{k,l}}{2} \leq u_{k,l} \end{cases} \quad (25)$$

ここで、 $\lceil \cdot \rceil$ はガウスの記号である。

また、各周波数 $u_{k,l}$ に対して、次式で示すラプラス分布⁶⁾を仮定する¹⁾。これは、予測誤差や直交変換後の係数の確率分布として、ガウス分布よりもラプラス分布の方が現実の分布に近いからである。

$$p_{u_{k,l}}(u) = \frac{\alpha_{k,l}}{2} e^{-\alpha_{k,l}|u|} \quad (26)$$

$$\sigma_{u_{k,l}}^2 = \frac{2}{\alpha_{k,l}^2} \quad (27)$$

この分散 $\sigma_{u_{k,l}}^2$ は、上述の原画像モデルにより求める。

Table 2 Compass Operator.

	$\theta = 0^\circ$			$\theta = 45^\circ$			$\theta = 90^\circ$			$\theta = 135^\circ$		
$c_{1,1}(\theta)$	$c_{1,0}(\theta)$	$c_{1,-1}(\theta)$	1	2	1	0	1	0	-1	0	1	2
$c_{0,1}(\theta)$	$c_{0,0}(\theta)$	$c_{0,-1}(\theta)$	0	0	0	1	2	0	-2	-1	0	1
$c_{-1,1}(\theta)$	$c_{-1,0}(\theta)$	$c_{-1,-1}(\theta)$	-1	-2	-1	0	1	0	-1	-2	-1	0

量子化誤差の分散は、以下により求められる。

$$E[(u_{k,l} - \hat{u}_{k,l})^2] \quad (28)$$

$$= 2 \left\{ \int_0^{\Delta_{k,l}/2} u^2 p_{u_{k,l}}(u) du + \lim_{N \rightarrow \infty} \sum_{n=1}^N \int_{\{(n-(1/2)\}\Delta_{k,l}}^{\{(n+(1/2)\}\Delta_{k,l}}} (u - n\Delta_{k,l})^2 p_{u_{k,l}}(u) du \right\} \quad (29)$$

$$= \frac{2}{\alpha_{k,l}^2} - \frac{\Delta_{k,l}}{\alpha_{k,l}} \frac{1}{\sinh\left(\frac{\alpha_{k,l}\Delta_{k,l}}{2}\right)} \quad (30)$$

4.5 改善画像の評価基準

改善画像 $\hat{\mathbf{x}}$ は、劣化画像復元とのアナロジーから、ペイズ復元における復元画像の評価基準（付録参照）より、次式により評価する。

$$J(\hat{\mathbf{x}}) = (\mathcal{Q}^{-1}[\mathbf{z}_x] - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}})^T \mathbf{R}_v^{-1} (\mathcal{Q}^{-1}[\mathbf{z}_x] - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}) + \{\mathbf{A}(\hat{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}_x)\}^T \mathbf{R}_w^{-1} \{\mathbf{A}(\hat{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}_x)\} \quad (31)$$

上式は、以下のように変形できる。

$$J(\hat{\mathbf{x}}) = \{\mathbf{C}(\hat{\mathbf{x}} - \hat{\mathbf{x}})\}^T \mathbf{R}_v^{-1} \{\mathbf{C}(\hat{\mathbf{x}} - \hat{\mathbf{x}})\} + \{\mathbf{A}(\hat{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}_x)\}^T \mathbf{R}_w^{-1} \{\mathbf{A}(\hat{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}_x)\} \quad (32)$$

上式第1項は、改善画像 $\hat{\mathbf{x}}$ は、単純に復号した JPEG 画像 $\hat{\mathbf{x}}$ と改善画像 $\hat{\mathbf{x}}$ との誤差を離散ブロック・コサイン変換した領域において、量子化ノイズの分散 $\mathbf{R}_v$ で重みづけして評価することを示している。また、上式第2項は、エッジの位置と方向を考慮した上での画像のなめらかさを評価する項である。

4.6 反復処理

改善画像の評価基準（式(32)）に、最急降下法を適用することにより、以下の反復的な改善処理過程が得られる。

1. 改善画像の初期値

$$\hat{\mathbf{x}}^{(0)} = \hat{\mathbf{x}} \quad (33)$$

2. パラメータの初期化

$$k=0 \quad (34)$$

$$\boldsymbol{\beta}^{(0)} = \mathbf{0} \quad (35)$$

3. ∇J の計算

$$\mathbf{g}^{(k)} = \nabla J(\hat{\mathbf{x}}^{(k)}) \quad (36)$$

$$= -2\{\mathbf{C}^T \mathbf{R}_v^{-1} \mathbf{C}(\hat{\mathbf{x}} - \hat{\mathbf{x}}^{(k)}) - \mathbf{A}^T \mathbf{R}_w^{-1} \mathbf{A}(\hat{\mathbf{x}}^{(k)} - \boldsymbol{\mu}_x)\} \quad (37)$$

4. 収束判定

$$\text{IF } \|\mathbf{g}^{(k)}\|^2 < \varepsilon_2 \text{ THEN END} \quad (38)$$

ここで、 ε_2 は、反復処理の収束を判定するため、 ∇J のしきい値である。

5. 探索方向の計算

$$\mathbf{p}^{(k)} = \begin{cases} -\mathbf{g}^{(0)}, & k=0 \\ -\mathbf{g}^{(k)} + \boldsymbol{\beta}^{(k)} \mathbf{p}^{(k-1)}, & k \geq 1 \end{cases} \quad (39)$$

$$\boldsymbol{\beta}^{(k)} = \frac{\|\mathbf{g}^{(k)}\|^2}{\|\mathbf{g}^{(k-1)}\|^2} \quad (40)$$

6. 改善画像 $\hat{\mathbf{x}}^{(k)}$ の更新

$$\hat{\mathbf{x}}^{(k+1)} = \hat{\mathbf{x}}^{(k)} + \gamma^{(k)} \mathbf{p}^{(k)} \quad (41)$$

$$\gamma^{(k)} = \arg_{\gamma} \min J(\hat{\mathbf{x}}^{(k)} + \gamma \mathbf{p}^{(k)}) \quad (42)$$

$$= \frac{-\frac{1}{2} \mathbf{g}^{(k)T} \mathbf{p}^{(k)}}{\{(\mathbf{C} \mathbf{p}^{(k)})^T \mathbf{R}_v^{-1} (\mathbf{C} \mathbf{p}^{(k)}) + (\mathbf{A} \mathbf{p}^{(k)})^T \mathbf{R}_w^{-1} (\mathbf{A} \mathbf{p}^{(k)})\}} \quad (43)$$

5. 実験および考察

5.1 画像の評価

改善画像を定量的に評価するために、原画像との距離を用いた。具体的には、以下に示す PSNR (Peak Signal-to-Noise Ratio) を利用して、原画像と JPEG 画像との距離と、原画像と改善画像との距離を比較することにより、定量的な評価を行なった。

$$\text{PSNR [dB]} = 10 \log_{10} \frac{255^2}{\frac{1}{MN} \|\mathbf{f} - \mathbf{g}\|^2} \quad (44)$$

5.2 実験

実験を行う際に、量子化（式(1), (25)）における量子化幅 $\Delta_{k,l}$ を、決める必要がある。Table 3

Table 3 Step of Quantization $\delta_{k,l}$.

	l=0	l=1	l=2	l=3	l=4	l=5	l=6	l=7
k=0	16	11	10	16	24	40	51	61
k=1	12	12	14	19	26	58	60	55
k=2	14	13	16	24	40	57	69	56
k=3	14	17	22	29	51	87	80	62
k=4	18	22	37	56	68	109	103	77
k=5	24	35	35	64	81	104	113	92
k=6	49	64	78	87	103	121	120	101
k=8	72	92	95	98	112	100	103	99

(a)Original Image

(b)JPEG Image
(0.305[bpp])
(PSNR=28.69[dB])

(c)Squared Error(JPEG)

(d)Extract Edge Information

(e)Local Variance of Driving White Noise

(f)Improved Image
(PSNR=29.51[dB])

(g)Squared Error(improved)

Fig. 1 Result of Computer Simulation (Lena)

は、JPEG における推奨量子化幅であり、これをもととして、 $\Delta_{0,0}$ 以外の $\Delta_{k,l}$ を定数倍することにより、エントロピーを変化させて、実験を行った。

Fig. 1(a) (256×256 画素, 各画素 8 bit) を原画像とし、 $0.305[\text{bpp}]$ で符号化し単純に復号した画像が Fig. 1(b) であり、Fig. 1(c) に原画像との自乗誤差を濃淡で示す。つぎに、Fig. 1(b) から抽出したエッジ情報を、Fig. 1(d) に示す。この Fig. 1(d) より、単純に復号した JPEG 画像からでも、ブロッキング・アーティファクトを誤って抽出することなく、エッジ情報が抽出できることがわかる。また、Fig. 1(b) から $a=0.236$, $W=3$ として推定したモデルの駆動白色雑音の局所分散を、Fig. 1(e) に示す。この Fig. 1(e) より、エッジの近傍において、モデルの駆動白色雑音の局所分散が、大きく推定されていることがわかる。これにより、エッジの近傍において、過剰な平滑化がさけられると思われる。つぎに、Fig. 1(b) の単純に復号した JPEG 画像から、エッジ情報やモデルの駆動白色雑音の局所分散などを利用して、画質改善を行なった画像が Fig. 1(f) であり、原画像 (Fig. 1(a)) との自乗誤差を濃淡で示したのが Fig. 1(g) である。Fig. 1(b) と Fig. 1(f) とを比較すると、ブロッキング・アーティファクトやモスキート・ノイズが低減され、画質が改善されていることがわかる。また、単純に復号した JPEG 画像 (Fig. 1(b)) の PSNR が $28.69[\text{dB}]$ であり、改善画像 (Fig. 1(f)) の PSNR が $29.51[\text{dB}]$ であることから、定量的にも、画質劣化が低減されていることが確認できた。また、圧縮率を変化させて、実験を行なった結果の PSNR を、Fig. 2, Table 4 に示す。これらより、すべての領域において、PSNR で $0.6 \sim 0.8[\text{dB}]$ 程度の画質劣化の低減が行なわれていることが確認できる。低ビットレート ($0.2 \sim 0.3[\text{bpp}]$ 程度) では、PSNR の改善は $0.7 \sim 0.8[\text{dB}]$ 、中ビットレート ($0.4 \sim 0.8[\text{bpp}]$ 程度) では、PSNR の改善は $0.6 \sim 0.7[\text{dB}]$ であり、低ビットレートでは、ブロッキングアーティファクトの改善などにより、PSNR の改善が顕著であるが、中ビットレートでは、もともとブロッキングアーティファクト自体が目立たず、PSNR の改善もそれほど大きくない。

Fig. 2 PSNR on Computer Simulation (Lena)

Table 4 PSNR on Computer Simulation (Lena).

q	Entropy (bit/pixel)	JPEG Image PSNR [dB]	Improved Image PSNR [dB]
1	0.805	33.74	34.37
2	0.536	31.47	32.11
3	0.415	30.32	31.03
4	0.349	29.42	30.19
5	0.305	28.69	29.51
6	0.269	28.09	28.89
7	0.246	27.63	28.50
8	0.226	27.17	27.99
9	0.210	26.77	27.57
10	0.198	26.44	27.18

Table 5 Results of Other Images.

Image	Entropy [bit/pixel]	JPEG Image PSNR [dB]	Improved Image PSNR [dB]
Airplane	0.338	27.61	28.18
House	0.225	31.14	31.83
Woman	0.249	31.43	32.49

Lena 以外の画像に対する実験結果を、Table 5, Fig. 3, 4, 5 に示す。全ての画像に対して、定量的にも定性的にも、鮮明化処理が行えていることが確認できる。

以上の実験において、原画像モデルの線形予測係数に相当する a は、JPEG 復号画像から、統計的な手法等により推定すべきであるが、今回の実験では、 a および W を変化させて、最も良い PSNR を

Fig. 3 Result of Computer Simulation (Airplane)

とるパラメータを採用した．今後，パラメータ推定法を確立する必要があるが，実際の JPEG 画像の鮮明化処理では，パラメータ a , W を，例えば， $0.23 \leq a < 0.25$ で 0.001 きざみ， $1 \leq W \leq 5$ で 1 きざみで，試行錯誤的に変化させて鮮明化処理を行い，その処理結果画像を視覚的に評価して，最も良好なものを採用することが考えられる．

5.3 DCT スペクトルによる鮮明化画像の評価

ブロック・コサイン変換により求めた画像全体の DCT スペクトルを用いて，鮮明化画像を評価する．JPEG 画像 (Fig. 1(b)) の DCT スペクトルを，Fig. 6(a) に示し，改善画像 (Fig. 1(f)) の DCT スペクトルを，Fig. 6(b) に示す．Fig. 6 より，JPEG の符号化・復号化により低下した高周波成分が，改善されていることがわかる．参考のために，Fig. 6(c) に，原画像の DCT スペクトルを示す．

つぎに，DCT スペクトルによる鮮明化画像を定量的に評価するために，Fig. 6(a) から Fig. 6(b) への DCT スペクトルの改善を次式で評価する．

$$\rho \equiv \log_{10} \frac{\sum_{k=4}^7 \sum_{l=4}^7 S_{DCT}(k, l)}{\sum_{k=0}^7 \sum_{l=0}^7 S_{DCT}(k, l)} \quad (45)$$

つまり，DCT スペクトルにおいて，全パワーに対する高周波数領域のパワーの比の対数により，高周波数領域の改善を定量的に評価する．したがって，評価値 ρ の値が 0 に近いほど，高周波数領域のパワーが大きいことを表す．評価値 ρ の計算結果を Table 6 に示す．これより，高周波数領域での改善が確かめられる．

5.4 他の鮮明化手法との比較

本提案手法の有効性を確認するために，他の手法

Fig. 4 Result of Computer Simulation (House)

Table 6 Evaluation Value ρ using DCT Spectrum.

Image	Entropy [bit/pixel]	Original Image	JPEG Image	Improved Image
Lena	0.305	-3.40	-6.28	-4.52
Airplane	0.338	-3.75	-6.37	-4.52
House	0.225	-4.16	-6.59	-4.91
Woman	0.249	-3.94	-6.26	-4.84

での改善の度合との比較を行う。

参考文献 2)の実験では、その論文中の Fig. 1 の量子化テーブルを用い、 512×512 画素の Lena 画像 (0.24[bpp]) に対して、 $PSNR$ で0.806[dB]の改善が得られたと、報告されている。

参考文献 3)の実験では、 256×256 画素の Lena 画像に対して、その論文中の Table 1 の量子化テーブルを用い、0.267[bpp]の JPEG 画像に対して、

$PSNR$ で0.27[dB]の改善、0.16[bpp]の JPEG 画像に対して、 $PSNR$ で0.40[dB]の改善が得られたと、報告されている。

参考文献10)の実験では、その論文中の TABLE IIによると、画像により改善の度合がさまざまであり、0.257[bpp]の JPEG 画像 Woman では、 $PSNR$ で3.81[dB]の改善が見られるが、0.202[bpp]の JPEG 画像 Lena では、 $PSNR$ で0.04[dB]の悪化が見られる。パラメータが最適化された Woman 画像では、改善が顕著であるが、パラメータが最適化されていない Lena 画像では、逆に悪化するという結果となっている。

参考文献11)の実験では、 512×512 画素の Lena を対象として、0.24[bpp]の JPEG 画像に対して、 $PSNR$ で0.79[dB]の改善、0.15[bpp]の JPEG 画像に対して、 $PSNR$ で1.13[dB]の改善が得られたと

Fig. 5 Result of Computer Simulation (Woman)

Fig. 6 DCT Spectrum (Lena)

報告されている.

本提案手法では, 256×256 画素の Lena 画像に対して, $0.198[\text{bpp}] \sim 0.805[\text{bpp}]$ で, PSNR において $0.63[\text{dB}] \sim 0.87[\text{dB}]$ の改善結果が得られ, また, 画像 Airplane ($0.338[\text{bpp}]$) では, PSNR で 0.49

$[\text{dB}]$, 画像 House ($0.225[\text{bpp}]$) では, PSNR で $0.69[\text{dB}]$, 画像 Woman ($0.249[\text{bpp}]$) では, PSNR で $1.06[\text{dB}]$ の改善結果が得られた. 使用した量子化テーブルの違い等もあるので, 単純に PSNR の改善結果を他の手法と比較するのは難しい

が、本提案手法は、他の手法と同程度以上の改善結果が得られていると判断する。また、本提案手法は、0.198~0.87[bpp]と広い帯域において、一定の改善結果が安定的に得られていることも、注目に値すると判断する。

6. 結言

JPEG 画像特有のブロッキング・アーティファクトやモスキート・ノイズを低減することにより、JPEG 画像の画質改善を行なう方法を提案した。また、実験により、本手法の有効性を確認した。

本提案法は、JPEG 画像の画質改善の汎用的な画像処理アルゴリズムであるので、法科学分野で用いられるさまざまな JPEG 画像、例えば、銀行の ATM 画像などに適用できる。

なお、この研究は、日本学術振興会平成15年度科学研究費補助金 基盤研究 (C) (2) 課題番号 15500109 “JPEG 画像の画質改善および焦点ずれ JPEG 画像の復元に関する研究”により実施した。

文 献

- 1) R. C. Gonzalez, R. E. Woods: “Digital Image Processing Second Edition”, pp. 459–492, Prentice Hall (2002)
- 2) Y. Y. Nikolas, P. Galatsanos, A. K. Katsaggelos: “Projection-Based Spatially Adaptive Reconstruction of Block-Transform Compressed Images”, IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 4, No. 7, pp. 896–908 (July 1995)
- 3) T. Ozcelik, J. C. Brailean, A. K. Katsaggelos: “Image and Video Compression Algorithms Based on Recovery Techniques Using Mean Field Annealing”, Proceedings of the IEEE, Vol. 83, No. 2, pp. 304–316 (February 1995)
- 4) A. Katsaggelos, N. Galatsanos: “Signal Recovery Techniques for Image and Video Compression and Transmission”, pp. 1–34, Kluwer Academic Publishers (1998)
- 5) A. K. Jain: “Fundamentals of Digital Image Processing”, pp. 350–351, Prentice Hall (1986)
- 6) A. K. Jain: “Fundamentals of Digital Image

Processing”, p. 102, Prentice Hall (1986)

- 7) 舟久保登: “パターン認識”, pp. 128–130, 共立出版 (1991)
- 8) W. H. Press, S. A. Teukolsky, W. T. Vetterling, B. P. Flannery: “ニューメリカルレシピ・イン・シー”, p. 418, 技術評論社 (1993)
- 9) A. K. Jain: “Advances in Mathematical Models for Image Processing”, Proceedings of the IEEE, Vol. 69, pp. 502–528 (May 1981)
- 10) A. S. Al-Fahoum, A. M. Reza: “Combined Edge Crispiness and Statistical Differencing for Deblocking JPEG Compressed Images”, IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 10, No. 9, pp. 1288–1298, (September 2005)
- 11) K. Lee, D. S. Kim, T. Kim: “Regression-Based Prediction for Blocking Artifact Reduction in JPEG-Compressed Images”, IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 14, No. 1, pp. 36–8 (January 2005)

A ベイズ復元の評価基準

ここでは、劣化画像復元における一般的なベイズ復元の評価基準について、述べる。

原画像に対して、次式で表される白色雑音駆動型の線形予測モデルを用いる。

$$\mathbf{A}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x) = \mathbf{w} \quad (46)$$

ここで、 $\mathbf{x}$ は原画像、 $\boldsymbol{\mu}_x$ は原画像の非一様平均、 $\mathbf{A}$ は白色化フィルタを表し、

$$E[\mathbf{w}] = \mathbf{0} \quad (47)$$

$$E[\mathbf{w}\mathbf{w}^T] = \mathbf{R}_w \quad (48)$$

と定義する。

つぎに、劣化過程のモデルとして、次式を用いる。

$$\mathbf{y} = \mathbf{B}\mathbf{x} + \mathbf{v} \quad (49)$$

ここで、 $\mathbf{y}$ は劣化画像（観測画像）、 $\mathbf{v}$ は観測時付加雑音、 $\mathbf{B}$ は焦点ずれ劣化や運動劣化などの空間的な劣化過程を表し、

$$E[\mathbf{v}] = \mathbf{0} \quad (50)$$

$$E[\mathbf{v}\mathbf{v}^T] = \mathbf{R}_v \quad (51)$$

と定義する。

以上の定義を元に、復元画像 $\hat{\mathbf{x}}$ は、次式の事後確率を最大とするものとして与えられます。

$$p(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = \frac{p(\mathbf{y}|\mathbf{x})p(\mathbf{x})}{p(\mathbf{y})} \quad (52)$$

したがって、

$$\hat{\mathbf{x}} = \arg \max_{\mathbf{x}} \{ \ln p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) + \ln p(\mathbf{x}) \} \quad (53)$$

ところで、 $p(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ は、次式で与えられる。

$$p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{MN/2} |\mathbf{R}_{y|x}|^{1/2}} \times e^{-(1/2)(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}_{y|x})^T \mathbf{R}_{y|x}^{-1} (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}_{y|x})} \quad (54)$$

ここで、 $\boldsymbol{\mu}_{y|x}$ および $\mathbf{R}_{y|x}$ は、以下のようなになる。

$$\boldsymbol{\mu}_{y|x} \equiv E[\mathbf{y}|\mathbf{x}] = \mathbf{B}\mathbf{x} \quad (55)$$

$$\mathbf{R}_{y|x} \equiv E[(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}_{y|x})(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}_{y|x})^T] = \mathbf{R}_v \quad (56)$$

また、 $p(\mathbf{x})$ は、次式で与えられる。

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{MN/2} |\mathbf{R}_x|^{1/2}} e^{-(1/2)(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)^T \mathbf{R}_x^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)} \quad (57)$$

ここで、 $\mathbf{R}_x$ は、次式となる。

$$\mathbf{R}_x \equiv E[(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)^T] = \mathbf{A}^{-1} \mathbf{R}_w (\mathbf{A}^{-1})^T \quad (58)$$

以上をまとめて整理すると、復元画像 $\hat{\mathbf{x}}$ の評価基準は次式となる。

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}} = \arg \min_{\mathbf{x}} [& (\mathbf{y} - \mathbf{B}\mathbf{x})^T \mathbf{R}_v^{-1} (\mathbf{y} - \mathbf{B}\mathbf{x}) \\ & + \{ \mathbf{A}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x) \}^T \mathbf{R}_w^{-1} \{ \mathbf{A}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x) \}^T] \end{aligned} \quad (59)$$