

圧縮画像の分子場近似を用いた復元に関する研究

小林 美保[†] 堀口 剛^{††}

JPEG 画像形式はブロック離散コサイン変換 (BDCT) を行い、量子化操作により情報を削減するため、高圧縮になるにつれブロック境界やリングングなどのノイズが顕著になる。本研究ではこれらの JPEG 特有のノイズを除去するために、エッジ検出やスムージングなどの様々な処理の結果を利用して統計物理学的枠組みに従って修復を行い、JPEG 画像を復元するアルゴリズムを提案する。このアルゴリズムにより、効果的に JPEG ノイズを除去することができたので報告する。

Reconstruction of Compressed Images Using Mean Field Approximation

MIHO KOBAYASHI[†] and TSUYOSHI HORIGUCHI^{††}

In JPEG standardized coding, image data is transformed by BDCT and then quantized, and hence higher compression rate causes more visible block boundaries or ringing noise in a reconstructed image. We propose an effective denoising algorithm in which the degraded JPEG image is first applied by some operation (canny operator, texture detection, smoothing), then enhanced by a method in statistic physics. We report that this algorithm can efficiently reduce the JPEG typical noise.

1. はじめに

JPEG は静止画像符号化方式の国際標準として広く用いられている。しかし一般的な JPEG はブロック離散コサイン変換 (BDCT) により周波数変換を行い、量子化操作により高周波成分の情報を削減する非可逆圧縮を用いる。このため高圧縮になるにつれて多くの情報が削減され、ブロック境界やリングングなどのノイズが顕著になる。これまで JPEG 画像に対してこれらのノイズを取り除くための多くの修復方法が研究されてきた。また JPEG 方式を応用した新しい圧縮や復元の方法も数多く提案されてきた。本研究では JPEG 符号化の規格自体には手を加えず、高圧縮されたデータを復号化した JPEG 画像を入力として修復処理を行うという復元アルゴリズムを提案し、未知の原画像を推定する。特にブロックノイズやリングングが顕著であり、単純な平滑化フィルタではこれらのノイズを十分に除去できない程度に劣化した高圧縮 JPEG 画像を対象とする。

本研究では JPEG 特有のノイズを効果的に除去する

ために、修復の前処理としてエッジ検出、テクスチャ検出、スムージングといった処理を行い、あらかじめ画像中の不連続に関する情報を計算する。この結果を利用して統計物理学の枠組みに従い修復を行う。画像修復問題への統計物理学的手法の適用は田中^{1),2)}によって詳しく解説されており、画像修復問題に対する確率コンピューティングの有用性が示されている。田中の研究におけるガウシアンノイズによる劣化を仮定した汎用的な修復手法に対して、本研究では JPEG の特性を考慮してエネルギー関数を定義することにより、統計力学的手法による JPEG ノイズの効果的な除去を目的としている。まず画像に対してマルコフ確率場 (MRF) モデルを導入し、事後確率最大化 (MAP) 推定の枠組みに従って定式化し、分子場近似を適用して反復計算を行うことにより、ノイズを削減し未知の原画像を推定する。2章において前処理と修復を含めた画像復元の手順を説明する。3章では分子場近似を用いた修復の定式化を行い、具体的な計算方法を述べる。4章では数値実験による結果の比較と考察を行う。また3章の定式化をカラー画像へ拡張し、カラー画像の復元への適用も可能であることを示す。5章はまとめである。

[†] 株式会社日立製作所システム開発研究所
Systems Development Laboratories, Hitachi Ltd.

^{††} 東北大学大学院情報科学研究科
Graduate School of Information Sciences, Tohoku University

本論文は、小林が東北大学大学院情報科学研究科に在席時の研究である。

2. アルゴリズムと前処理

2.1 修復の手順

JPEG 方式で圧縮し復号化された画像を修復するうえで、いくつかの注意すべき点がある。まず効果的にブロックノイズやリングングを除去する一方で、圧縮前の画像に含まれていたと推定されるエッジを保護しなければならない。また強い平滑化を行うことにより、にじみやぼけなどを新たに加えてはならない。本論文では階調値の局所分散が大きい領域をテクスチャ領域とし、テクスチャ領域やエッジに属さない比較的広い範囲で平坦な領域を、モノトーン領域と呼ぶ。テクスチャ領域では比較的ぼけが目立つため、モノトーン領域よりも弱い平滑化を行う必要がある。また実時間での応用のためには、修復の計算時間はできるだけ短いことが望ましい。

これらの点をふまえて、圧縮により生じた JPEG ノイズではなく本来原画像に存在したと考えられるエッジを推定し、エッジの情報により平滑化の度合いを調整して修復を行うという方法が考えられる。これを実現するために、一般的な画像の劣化に対するものとして、Geman ら³⁾によりライン場を導入する手法が提案された。しかしこの方法は一般的な画質の劣化に有効であるが、JPEG 特有のノイズもエッジとして認識される場合があった。また JPEG 画像に特化した方法として、様々なフィルタリングのアプローチが提案されたが、高圧縮により劣化が激しい場合には十分にノイズを除去することができなかった。そこで Meier ら⁴⁾のアプローチでは、はじめにブロックノイズを含む画像に対して Canny オペレータ⁵⁾により画像の様々な情報を計算し、その結果を利用してテクスチャ検出を行い、テクスチャ領域以外のモノトーン領域を領域分割し、同じ領域内でのみ平滑化を行う。これにより領域の境界線としてエッジを保持するだけでなく、テクスチャ領域を別に扱うことにより平滑化を弱めてぼけを防ぐこともできる。Meier らは画像モデルとしてマルコフ確率場 (MRF) モデルを導入し、ICM (Iterated Conditional Mode)⁶⁾により領域分割を行った。得られた領域の境界により、近傍との間が連続か不連続かを判断するようにエネルギー関数を定義し、ふたたび ICM により画像修復を行った。しかし Meier らの方法に従い前処理として領域分割を用いると、画像中の階調値が大きくゆるやかに変化している部分を強引に分割してしまい、不自然な修復を行う場合がある。

本研究ではこの点を改善するために、Kang ら⁷⁾によって提案されたスムージングという操作を領域分割

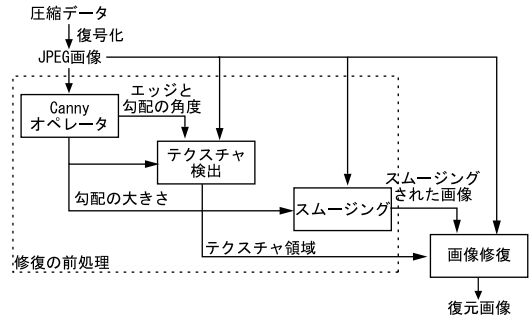


図1 JPEG 画像の復元アルゴリズム

Fig. 1 Proposed algorithm.

に代わる前処理として用いる。本論文で用いる「スムージング」という用語は画像全体に対して行う操作を指し、画像中の主要な不連続は保持する一方で細かい部分に強い平滑化を行う処理である。またこのスムージングと区別して、画像中の各ピクセルの階調値を近傍の階調値に近づける操作を「平滑化」とする。スムージングは、物体の形や境界線をそのまま残し、他の部分はノイズや細かい変化を取り除き平坦にした画像を出力するため、物体認識や領域分割といった様々な画像処理の前処理として提案されたものである。そこで本論文では多階調の「スムージングされた画像」を「正しいエッジマップ」として修復時のエネルギー関数に組み込むことにより、領域分割を用いる場合よりも平滑化の強弱に幅を持たせた、より適応的な修復を行う。またテクスチャ領域においてはモノトーン領域よりも弱い平滑化を行うようにパラメータを設定する。本論文では、統計物理学的にこの方法を構築して、修復ステップに分子場近似を適用し反復計算を行う。JPEG 画像の復元処理を図1のブロック図に示す。

2.2 画像モデル

ここで扱う画像は Q 階調のグレースケール画像とし、大きさ $X \times Y$ (X, Y は 8 の倍数) の 2 次元正方形の各格子点にピクセルが存在するものとする。各ピクセルの位置を $\{(x, y) \mid 0 \leq x \leq X, 0 \leq y \leq Y\}$ で表し、 (x, y) の周囲 8 ピクセルを近傍 N_{xy} とする。以下では復元画像、劣化した JPEG 画像のピクセル値をそれぞれ $f(x, y) \in \{0, 1, \dots, Q-1\}$ 、 $f_B(x, y) \in \{0, 1, \dots, Q-1\}$ とする。次に不連続を表すものとしてエッジを導入し、 $e(x, y)$ とする。 $e(x, y)$ は Canny オペレータ⁵⁾により決定され、エッジであれば 1、エッジでなければ 0 という 2 値をとる。またスムージングされた画像を $s(x, y)$ とし、 $s(x, y) \in \{0, 1, \dots, Q-1\}$ とする。

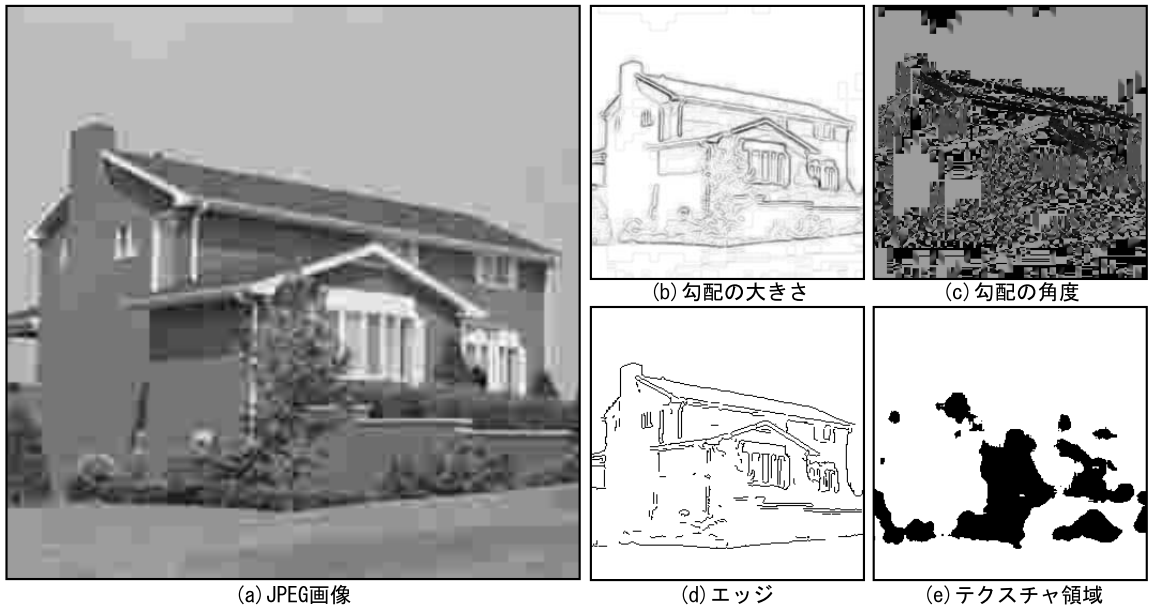


図2 Cannyオペレータとテクスチャ検出
Fig. 2 Canny operator and texture detection.

2.3 Canny オペレータとテクスチャ検出

本論文で用いるテクスチャ検出は Meier ら⁴⁾が提案した方法であり, Canny オペレータ⁵⁾の出力を利用する. このオペレータは画像中のエッジを検出するために提案された有効な手法であり, テクスチャなどの細かい変化は検出せず, 物体の境界線のような主要なエッジだけを検出することを目的としている. 検出するエッジの強度は畳み込みを行うガウシアン分散により調節する. このオペレータの特徴として, ある輝度の変化に対しその変化に垂直な方向での変化のピークとなるピクセルだけを検出するため, 最も輝度が増加している階調値の尾根をつないだ, 1 本線のつながったエッジを出力する.

Meier ら⁴⁾のテクスチャ検出方法では, 各ピクセルをテクスチャであるか否かの 2 値に分類する. テクスチャ領域はモノトーン領域に比べて, 局所的に輝度が大きく変化するという特徴がある. しかしエッジに沿ったピクセルも同様の特徴を持つために, テクスチャと区別することができずにテクスチャであると誤って分類してしまうことがある. そのため, テクスチャとエッジを区別できるような特徴を見つけることが課題となる.

Canny オペレータの出力とテクスチャ検出の結果をを図 2 に示す. ここでは画像データベース SIDBA に含まれる 256 階調の標準画像『Home』を JPEG 形式で圧縮, 復元したもの(図 2(a))を入力画像とし

て用いた.

Meier らのテクスチャ検出方法は Canny オペレータの出力を利用するため, 追加される計算負荷は比較的小さい. まずテクスチャ領域とエッジとを区別するために, 勾配の大きさ(図 2(b))のうち, 図 2(d)でエッジとして検出されたピクセル, およびその近傍で同図(c)の角度がエッジピクセルとほぼ同じ値を持つピクセルの勾配をすべて 0 に置き換える. その結果得られた, エッジを除いた勾配の大きさの値が大きい領域を, テクスチャ領域であるとして検出する(図 2(e)). このテクスチャ検出方法は画像のタイプによらず良い検出結果を得ることができる.

3. 統計物理学を用いた定式化

スムージングと修復を行うにあたり, 画像モデルにマルコフ確率場(MRF)モデルを導入する. これは, 画像のピクセルの状態がそのピクセルの近傍の状態のみに依存するというマルコフ性を仮定したモデルである³⁾. これによりモデルの確率分布関数を, エネルギー関数を用いたギブス分布で表し, 統計物理学の枠組みを適用することができる^{8),9)}.

3.1 スムージング

スムージングでは Canny オペレータからの出力である勾配の大きさ(図 2(b))を利用する. スムージングは画像全体に対して行い, 主要なエッジを保持したままエッジ以外の部分に強い平滑化を行った Q 階

調の画像を出力する . この結果を JPEG 画像中の不連続の度合いを表すエッジマップとして修復に利用する .

スムージングは事後確率最大化 (MAP) 推定の枠組みにより行い , ベイズの定理により

$$\begin{aligned}
 s_{MAP} &= \arg \max_s \{p(s|f_B)\} \\
 &= \arg \max_s \{p(f_B|s)p(s)\} \quad (1)
 \end{aligned}$$

と書き換えることができる . スムージングされた画像は MRF によりモデル化するためにギブス分布に従う . $p(s|f_B)$ は分配関数 Z_s とエネルギー関数 $E_s(s|f_B)$ を用いて

$$p(s|f_B) = \frac{1}{Z_s} \exp \{-E_s(s|f_B)\} \quad (2)$$

と定義し , エネルギー関数 $E_s(s|f_B)$ を

$$\begin{aligned}
 E_s(s|f_B) &= \sum_{(x,y)} \left\{ [s(x,y) - f_B(x,y)]^2 \right. \\
 &\quad + \lambda(x,y) \sum_{(q,r) \in N_{xy}} \alpha_s(x,y;q,r) \\
 &\quad \cdot g_{\gamma(x,y)}(s(x,y) - s(q,r)) \left. \right\} \quad (3)
 \end{aligned}$$

とする . ただし , $g_{\gamma(x,y)}(\cdot)$ は次のような関数である .

$$g_{\gamma(x,y)}(\eta) = -\gamma(x,y) \exp \left\{ -\frac{\eta^2}{\gamma(x,y)} \right\} \quad (4)$$

この関数は η の値が大きいと 0 に漸近し , 小さくなると負の一定値に近づく . これにより , 近傍間の階調値の微小な変化に対して強く平滑化を行い , ある程度大きい変化はそのまま残すように働く . $\gamma(x,y)$ は勾配の大きさにより決定される値であり , $\gamma(x,y)$ により関数の深さと幅が調節される . $\alpha_s(x,y;q,r)$ はブロック境界を強く平滑化するためのパラメータであり , (x,y) と (q,r) の間がブロック境界であれば 1 より大きい値をとり , ブロック境界以外では 1 とする .

スムージング処理に時間を費やし高精度で数値計算を行う場合と , 勾配降下法による短時間での数値計算の結果をそれぞれ次の修復ステップに用いたところ , 復元画像の PSNR に大きな差はなかった . そのためスムージング処理に厳密な精度は要求されないとして , ここでは勾配降下法により式 (3) のエネルギー関数 $E_s(s|f_B)$ を最小にする $s(x,y)$ を計算する . 近傍の値が $s(x,y)$ の変化によらないと近似して , 式 (3) を $s(x,y)$ で偏微分する .

$$\begin{aligned}
 [s] \frac{1}{2} \cdot \frac{\partial E_s(s|f_B)}{\partial s(x,y)} &= s(x,y) - f_B(x,y) \\
 + \lambda(x,y) \sum_{(q,r) \in N_{xy}} \alpha_s(x,y;q,r) \eta(x,y;q,r)
 \end{aligned}$$



(a) JPEG画像 (b) スムージングされた画像

図 3 スムージングの結果

Fig. 3 Result of smoothing.

$$\cdot \exp \left\{ -\frac{\eta^t(x,y;q,r)^2}{\gamma^t(x,y)} \right\} \quad (5)$$

$$\eta(x,y;q,r) = s(x,y) - s(q,r) \quad (6)$$

式 (5) の右辺を 0 にするような $s(x,y)$ を勾配降下法により求める . 更新のステップ t を導入すると , 各ピクセルでの更新式は

$$\begin{aligned}
 s^{t+1}(x,y) &\leftarrow s^t(x,y) - 2\mu \left\{ s^t(x,y) \right. \\
 &\quad - f_B(x,y) - \lambda^t(x,y) \\
 &\quad \cdot \sum_{(q,r) \in N_{xy}} \alpha_s(x,y;q,r) \eta^t(x,y;q,r) \\
 &\quad \cdot \exp \left\{ -\frac{\eta^t(x,y;q,r)^2}{\gamma^t(x,y)} \right\} \left. \right\} \quad (7)
 \end{aligned}$$

となる . また s の値を更新するとともにパラメータも以下のように更新する .

$$\gamma_0^{t+1}(x,y) = \kappa \cdot \gamma_0^t(x,y) \quad (8)$$

$$\gamma^t(x,y) = \gamma_0^t \cdot \omega(x,y) \quad (9)$$

$$\lambda^t(x,y) = \frac{\lambda_0}{\gamma_0^t} \cdot \omega(x,y) \quad (10)$$

$$\omega(x,y) = \exp \left[-\frac{m(x,y)}{(Q-1)\sqrt{2}} \right] \quad (11)$$

このようにパラメータを変化させることにより , はじめは荒く , 徐々に細かくスムージングを行うことができる . 『Home』に対するスムージング結果を一部拡大して図 3 に示す .

図 3 (b) から , スムージングによりエッジを保持したままブロックノイズがほとんど目立たなくなっていることが分かる . ただし植込みなどのテクスチャ領域も平滑化されているため , 修復ステップではテクスチャ領域を別に扱い細かい変化を残さなければならない .

3.2 画像修復

ここまでの前処理を行った後 , スムージングされた画像 $s(x,y)$ を正しいエッジマップであるとして , JPEG 画像を適応的に修復する . $s(x,y)$ 中の隣接す

るピクセル間の差 $|s(x, y) - s(q, r)|$ の値に応じて、画像 $f(x, y)$ に対して小さければ強く、大きければ弱く平滑化を行う。またテクスチャ領域ではパラメータを変えることにより、特に平滑化を弱める。修復は MRF によりモデル化された未知の原画像 $f(x, y)$ の MAP 推定により行う。

$$\begin{aligned} f_{\text{MAP}} &= \arg \max_f \{p(f|f_B)\} \\ &= \arg \max_f \{p(f_B|f)p(f)\} \end{aligned} \quad (12)$$

$p(f|f_B)$ は分配関数 Z_f とエネルギー関数 $E_f(f|f_B)$ を用いて

$$p(f|f_B) = \frac{1}{Z_f} \exp\{-\beta E_f(f|f_B)\} \quad (13)$$

と定義する。 β は温度ノイズの逆数である。ここで

$$E_f(f|f_B) = \sum_{(x,y)} \left\{ \frac{[f(x, y) - f_B(x, y)]^2}{2\sigma_f^2} + \sum_{(q,r) \in N_{xy}} U(x, y; q, r) \right\} \quad (14)$$

$$U(x, y; q, r) = \frac{\tau(x, y) \cdot \alpha_f(x, y; q, r)}{1 + \epsilon [s(x, y) - s(q, r)]^2 \cdot |f(x, y) - f(q, r)|} \quad (15)$$

と定義する。ここでパラメータ $\tau(x, y)$ は

$$\tau(x, y) = \begin{cases} \tau_1, & \text{if } t(x, y) = 0 \\ \tau_2, & \text{if } t(x, y) = 1 \end{cases} \quad (16)$$

という値をとり、 $\tau_1 > \tau_2$ とするのでテクスチャ領域で平滑化を弱めるように働く。 $\alpha_f(x, y; q, r)$ は式 (3) の $\alpha_s(x, y; q, r)(x, y)$ と同様に、 (q, r) の間がブロック境界であれば 1 より大きい値をとり、ブロック境界以外では 1 とする。このエネルギー関数 $U(x, y; q, r)$ は、隣接するピクセル間の s の差が大きければ大きいほど第 2 項の $|f(x, y) - f(q, r)|$ の係数が小さくなり、スムージングされた画像により近傍との不連続の程度に強弱をつける。このため JPEG 画像中にノイズが含まれていても、その部分が前処理のスムージングにおいて平坦化されていれば、修復においても強く平滑化を行いエッジを除去することができる。

エネルギー関数 $U(x, y; q, r)$ を定義したことにより、式 (13) の $p(f|f_B)$ の計算が可能になる。しかし各ピクセルの輝度は近傍との相互作用を受けるため解析的に解くことができず、また数値的には分配関数 Z_f において画像中のすべてのピクセルがとりうる輝度の組合せについて、膨大な計算を要する。そこで分子場近似を適用することにより、多体効果を有効な分子場で

置き換え、各ピクセルの一体問題として近似計算を行い計算時間を短縮することができる。

式 (14) において近傍の値を期待値で置き換えたものを新たに分子場エネルギー $E_f^{MF}(f|f_B)$ とし、画像全体の分子場エネルギー $E_f^{MF}(f|f_B)$ が各ピクセルの分子場エネルギー $E_f^{MF}(f(x, y)|f_B(x, y))$ の和であるとする。

$$E_f^{MF}(f|f_B) = \sum_{(x,y)} E_f^{MF}(f(x, y)|f_B(x, y)) \quad (17)$$

$$E_f^{MF}(f(x, y)|f_B(x, y)) = \frac{[f(x, y) - f_B(x, y)]^2}{2\sigma_f^2} + \sum_{(q,r) \in N_{xy}} U^{MF}(x, y; q, r) \quad (18)$$

$$U^{MF}(x, y; q, r) = \frac{\tau(x, y) \cdot \alpha_f(x, y; q, r)}{1 + \epsilon [s(x, y) - s(q, r)]^2 \cdot |f(x, y) - \langle f(q, r) \rangle|} \quad (19)$$

期待値 $\langle f(x, y) \rangle$ は次式により計算する。

$$\langle f(x, y) \rangle = \sum_{f(x,y)} \left\{ f(x, y) \cdot \frac{\exp\{-\beta E_f^{MF}(f(x, y)|f_B(x, y))\}}{\sum_{f(x,y)} \exp\{-\beta E_f^{MF}(f(x, y)|f_B(x, y))\}} \right\} \quad (20)$$

この期待値を計算することは式 (12) の事後確率を最大化する解を求めることと等価であるため、式 (18) ~ (20) の反復計算を行い収束した期待値 $\langle f(x, y) \rangle$ を修復画像とする。ここでは結果を四捨五入し、0 以下はすべて 0 に、256 以上はすべて 255 に置き換える。結果の詳細については 4.2 節で述べる。

4. 数値実験と結果の評価

4.1 評価方法

修復画像の数値評価は、原画像との誤差により決定される PSNR を用いることが多い。しかし PSNR は画像全体の誤差の程度を表すものであり、特定の場所に生じる劣化の程度を評価することはできない。JPEG 画像の修復においては、ブロックノイズがどの程度目立たないかを測る必要があるため、Wu ら¹⁰⁾ の M_{GBIM} (Generalized Block-edge Impairment Metric) を用いる。これは隣接するピクセル間の階調値の差の平方に、人間の視覚特性を考慮した重み付けを行って平均値を計算し、ブロック境界の値とブロック境界以外での値との比で表す測度である。 M_{GBIM} が 1 に近いほどブロック境界が目立たないと考えられる。1 より大きい場合は、大きければ大きいほどブロック境界が顕著であることを表し、1 より小さい場合は、プロッ

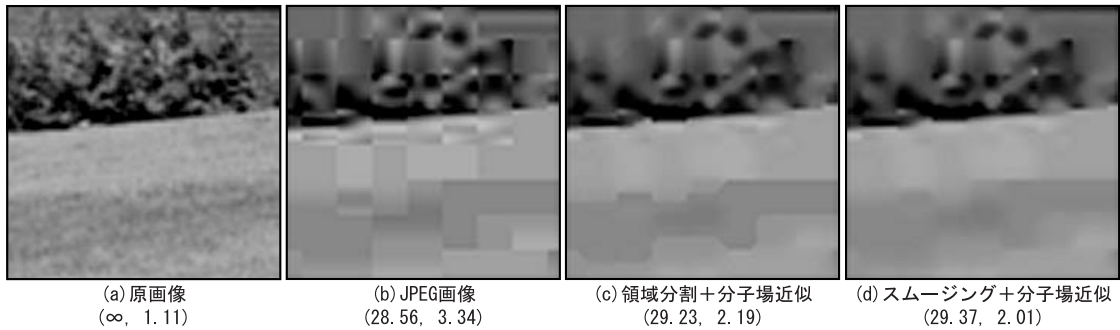


図4 修復結果の比較

Fig. 4 Comparison of restoration result.

ク境界以外の部分に比べてブロック境界が過度に平坦化されていることを示す．本論文では，各画像に対して PSNR と M_{GBIM} の 2 つの数値での評価を行う．

4.2 修復結果

はじめに図 4 において，修復の前処理として領域分割を用いた場合 (c) とスムージングを用いた場合 (d) の『Home』に対する修復結果を，特に階調値がゆるやかに変化する部分に注目して比較する．(a) は圧縮を行う前の『Home』画像の一部であり，これを JPEG 形式で高圧縮，復号化したものが (b) である．修復は (b) を入力として行うため，情報の劣化が激しく (a) に近い画像を得ることは困難である．中の右下方の植込みの部分を拡大したものである．括弧内の数字はそれぞれ左側が PSNR，右側が M_{GBIM} の値である．

図 4 (c) および (d) から，前処理として領域分割を用いた場合に見られる不自然な境界線の問題が，スムージングを用いることにより改善され，数値も見た目にも良い結果となったことが分かる．これは隣接するピクセル間の相互作用に関して，領域分割の場合は相互作用があるかないかの 2 値だったものを，スムージングを使用する場合には相互作用の影響度を 256 値に拡張したことにより，たとえば近傍の影響が少ない部分であってもわずかながら影響を受けるためであると考えられる．ただし画像中の明らかに不連続な部分は，スムージングされた画像における近傍間の差も十分大きくなるため，必要以上に平滑化されることもない．

図 5 は横に並んだ 30 個のピクセルの階調値が変化する様子を表したグラフである．細かく変化しているのが原画像，また黒い実線が JPEG 画像の階調値であり，8 ピクセルごとのブロック境界において階調値が不連続であることが分かる．薄い灰色の破線が領域分割 + ICM による結果であり，不連続部分を多少滑らかにしているものの，階調値の変化がやや大きい部分 ($f(180, 128)$ と $f(180, 129)$ の間) は不連続であ

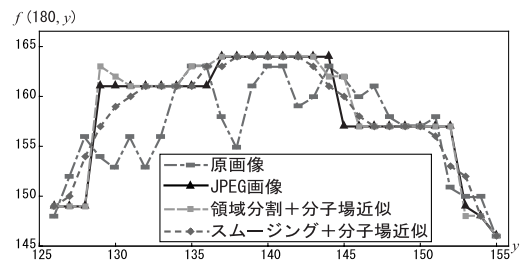


図5 輝度の変化

Fig. 5 Comparison of result.

るとして平滑化を行わず，また ICM による収束解は初期値に依存するため，入力である JPEG 画像の影響を強く受けている部分があることが分かる．比較的滑らかに変化している破線がスムージング + 分子場近似による結果である．JPEG 画像の不連続部分を滑らかにつないでいることが分かる． $f(180, 128)$ と $f(180, 129)$ の間には変化が大きいが物体の境界ではなく，JPEG 符号化方式で高圧縮したために不連続が生じた部分である．このようにスムージング + 分子場近似による復元では，入力の JPEG 画像だけを参照にするのではなく，あらかじめスムージング操作によってある程度連続であると判断された部分には，強く平滑化を行うことが可能となる．

図 6 は標準画像『Lenna』の一部を圧縮し復号化した画像 (図 6 (a)) を入力とし，提案手法により修復を行った結果の画像 (図 6 (b)) である．また表 1 は JPEG 圧縮により劣化した『Home』と『Lenna』に対する，JPEG を対象とした様々な修復方法を適用した数値結果である．Reeve¹¹⁾，Hsu ら¹²⁾，Zakhor¹³⁾ などの提案方法では M_{GBIM} は 1 に近いが，ブロック境界付近が過度に平坦化され，画像全体の PSNR はあまり改善されていない．Meier ら⁴⁾ の方法による結果では，滑らかに大きく階調値が変化している領域において，不自然な境界線が残ってしまう場合がある．

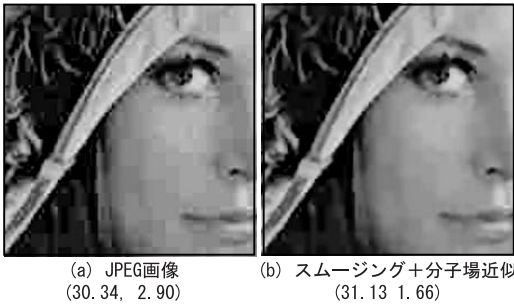


図 6 Lenna 画像に対する修復結果
Fig. 6 Restoration result of Lenna.

表 1 他の修復方法との比較
Table 1 Comparison with other methods.

Method	Home (0.31 bpp)		Lenna (0.27 bpp)	
	PSNR	M_{GBIM}	PSNR	M_{GBIM}
JPEG (入力)	28.59	3.34	30.34	2.90
Reeve ら ¹¹⁾	28.74	1.13	30.90	1.01
Hsu ら ¹²⁾	28.55	0.92	30.90	0.96
Zakhor ¹³⁾	28.16	1.46	30.21	1.41
Meier ら ⁴⁾	29.15	2.33	31.00	2.06
Proposed	29.35	2.01	31.13	1.66

本論文で提案した手法においては、上記のような問題点がある程度解決され、数値的にも PSNR が良い値となっていることが分かる。 M_{GBIM} の値は比較的大きいが、これはモデル化において PSNR を向上させることを優先してパラメータを設定したためである。

次に ICM と分子場近似をそれぞれ用いた場合の PSNR の温度ノイズ依存性を図 7 に示す。横軸は温度ノイズの逆数 β 、縦軸は PSNR である。本研究においてはアニーリングを行わず、各温度で固定して反復計算を行った。ICM による数値計算は分子場近似の $\beta \rightarrow \infty$ 極限に相当する。このため分子場近似を適用して、ある範囲の温度ノイズを導入した方が ICM よりも良い PSNR を得られるということが分かる。また領域分割に比べてスムージングを用いる方が良い結果となった。領域分割 + ICM とスムージング + 分子場近似の最も良い値を比較すると、PSNR が約 0.21 程度向上している。これを二乗平均誤差 (MSE) に換算すると、MSE として約 5.0% の改善となる。

処理時間は収束を判定する基準や計算機の性能に依存するが、スムージング自体の処理は非常に短時間であり、修復ステップの分子場近似による数値計算は ICM による数値計算の約 3 倍程度に増加した。

4.3 カラー画像への適用

カラーの JPEG 符号化では、はじめにカラー画像を

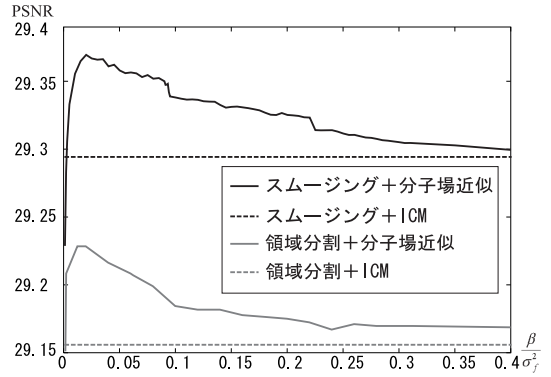


図 7 温度ノイズ依存性
Fig. 7 Temperature dependence.



図 8 カラー JPEG 画像
Fig. 8 Color JPEG image.

YCbCr 形式に色分解してから圧縮を行う。それぞれ Y が輝度、Cb が色差の青成分を、Cr が色差の赤成分を表す。JPEG 符号化方式では、輝度 Y は 8×8 ピクセルのブロックごとに変換し、残りの色差 Cb と Cr は 8×8 ピクセルのブロック 4 個分、すなわち 16×16 ピクセルを 8×8 ピクセルに縮小してから変換を行う方法が一般的である。これは人間の視覚が色の变化より輝度の変化に敏感であるという特性に従い、輝度に最も多く情報量を持たせるためである。ここでは標準画像『Parrots』(図 8(a)) を JPEG 形式で圧縮、復号化した画像(図 8(b)) を修復する。ここでは圧縮レベル 90 の量子化テーブルを用いた。

修復の評価は、グレースケール画像に対する PSNR を RGB3 次元色空間へ拡張した

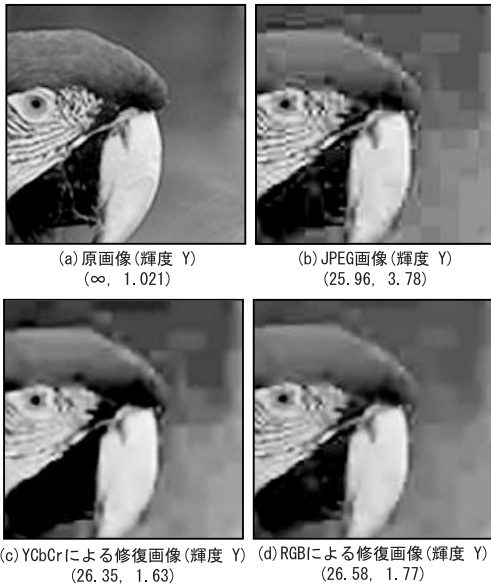


図9 カラー JPEG 画像の修復

Fig. 9 Result of color JPEG restoration.

$$PSNR = 10 \log \frac{XY \times 255^2 \times 3}{\sum_{(x,y)} |\vec{f}(x,y) - \vec{f}_{orig}(x,y)|^2} \quad (21)$$

$$\vec{f}(x,y) = \{f^R(x,y), f^G(x,y), f^B(x,y)\} \quad (22)$$

により計算する。

圧縮率が高い場合には、図 8(c), (d) の色差画像のように、ほとんどのブロックがブロック内はすべて同じ階調値になる。このため輝度画像と色差画像それぞれに対して、2, 3 章で提案したグレースケール画像に対する修復方法を適用しても、色差画像は情報の劣化が激しいためほとんど修復されない。そこで YCbCr に分かれているカラー画像のデータを RGB に変換し、R, G, B それぞれの色画像を修復して結合する方法についても検討した。入力 JPEG 画像の PSNR は 25.96, YCbCr のまま修復を行った場合の PSNR は 26.35, RGB に変換して修復を行った場合の PSNR は 26.58 となり、RGB に変換した方が良い結果が得られた。ここでは、スムージングまでの前処理を輝度画像 Y に対して行い、その結果を各色画像の修復で利用した。この結果を図 9 に示す。(a) が JPEG 形式で圧縮を行う前の原画像であり、(b) が JPEG 画像、(c) が YCbCr での修復画像、(d) が RGB での修復画像である。カラー画像に関しても、色分解してそれぞれをグレースケール画像として扱うことにより、本提案手法によるノイズの除去が可能であるといえる。

5. まとめ

本論文では高圧縮した JPEG 画像に対して、エッジ検出、テキスト検出、スムージングと画像修復を行った。まず MAP 推定によりスムージングを定式化し、勾配降下法によりスムージングを行った。次にその結果を用いて MAP 推定により画像修復問題を定式化し、分子場近似によりエネルギー関数が最小となる最適解を求める式を導き、反復計算を行った。

修復する前に何らかの前処理を行うことがブロックノイズの除去に効果があること、ここで前処理として領域分割よりもスムージング操作によるエッジマップを得る方が適切であること、また ICM による反復計算よりも、温度ノイズを加えた分子場近似による反復計算を行う方が、より良い結果が得られることを示した。またグレースケール画像に対する修復方法をカラー画像に応用できることを示した。

謝辞 本研究を行うにあたり様々な議論をしていただきました、東北大学大学院情報科学研究科田中和之助教授に深く感謝をいたします

参考文献

- 1) 田中和之：確率モデルによる画像情報処理技術入門，科研費特定領域研究「確率的情報処理への統計力学的アプローチ」平成 14 年度研究成果発表会予稿 (2002)。
- 2) 田中和之：画像修復の情報統計物理，特集/知識情報処理の統計力学的アプローチ，数理科学，Vol.37, No.12, pp20-27 (1999)。
- 3) Geman, S. and Geman, D.: Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images, *IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intell.*, Vol.6, No.6, pp.721-741 (1984)。
- 4) Meier, T., Ngan, K.N. and Crebbin, G.: Reduction of Blocking Artifacts in Image and Video Coding, *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Tech.*, Vol.9, No.3, pp.490-500 (1999)。
- 5) Canny, J.: A Computational Approach to Edge Detection, *IEEE Trans. Patt. Anal. and Mach. Intell.*, Vol.8, No.6, pp.679-698 (1986)。
- 6) Besag, J.: On the statistical analysis of dirty picture, *J. Royal Statist. Soc. B*, Vol.48, No.2, pp.259-302 (1986)。
- 7) Kang, D.J. and Roh, K.S.: A discontinuity adaptive Markov model for color image smoothing, *Image and Vision Computing*, Vol.19, No.6, pp.369-379 (2001)。
- 8) Besag, J.: Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems, *J. Royal Statist.*

Soc. B, Vol.36, No.2, pp.192-235 (1974).

- 9) 堀口 剛, 佐野雅巳: 大学院情報理工 2 情報数理物理, 講談社 (2000)
- 10) Wu, H.R. and Yuen, M.: Generalized block-edge impairment metric for video coding, *IEEE Signal Processing Lett.*, Vol.4, No.11, pp.317-320 (1997).
- 11) Reeve, H.C. and Lim, J.S.: Reduction of blocking effects in image coding, *Opt. Eng.*, Vol.23, pp.34-37 (1984).
- 12) Hsu, Y.F. and Chen, Y.C.: A new adaptive separable median filter for removing blocking effects, *IEEE Trans. Consumert Electron*, Vol.39, pp.510-513 (1993).
- 13) Zakhor, A.: Iterative procedures for reduction of blocking effects in transform image coding, *IEEE Trans. Cuircuits Syst. Video Tech.*, Vol.2, pp.91-95 (1992)

(平成 15 年 4 月 22 日受付)

(平成 16 年 1 月 6 日採録)



小林 美保 (正会員)

昭和 52 年生。平成 12 年東北大学工学部通信工学科卒業。平成 14 年東北大学大学院情報科学研究科情報基礎科学専攻修士課程修了。同年 (株) 日立製作所システム開発研究所入社, 現在に至る。3 次元画像処理, パーチャルリアリティに関する研究開発に従事。



堀口 剛

昭和 17 年生。昭和 46 年東北大学大学院理学研究科物理学専攻博士課程修了, 理学博士。昭和 46 年オハイオ大学博士研究員。昭和 49 年東北大学工学部助手。昭和 60 年東北大学工学部助教授。平成 4 年東北大学工学部教授。平成 5 年東北大学大学院情報科学研究科教授, 現在に至る。格子グリーン関数, スピン系の統計力学, 神経回路網の物理モデル, 画像処理, 交通流の物理モデルに関する研究に従事。日本物理学会, American Physical Society, 日本神経回路学会, 電子情報通信学会各会員。