

劣化 JPEG 画像の鮮明化及び
劣化パラメータの推定に関する研究

門野浩二
京都工芸繊維大学大学院

平成 26(2014) 年 3 月 25 日

劣化 JPEG 画像の鮮明化及び 劣化パラメータの推定に関する研究

門野浩二

概要

現代社会において、犯罪の多様化や凶悪化が大きな問題となっている。警察白書によると、我が国の刑法犯の認知件数は、平成 8 年から平成 14 年にかけて戦後最多の記録を更新し続け、平成 14 年には約 285 万件を突破した。その後、平成 15 年からは減少に転じ、平成 24 年には 138 万件まで減少したが、依然として高い水準にあることは変わりなく、厳しい治安情勢が続いている。

こうした中、社会全体の防犯意識の高まりを背景に、全国的に防犯カメラの設置台数が急速に増加している。警視庁は、繁華街を中心とした防犯対策の一環として、街頭防犯カメラシステムを導入し、防犯カメラを利用したシステムの運用により、犯罪の抑制に効果をあげている。また、防犯カメラを導入する企業が増加しているほか、自治体主導による普及活動も進んでいる。その結果、防犯カメラに犯人や犯行車両などが撮影されるケースが増え、現在、防犯カメラは犯罪捜査に欠かせない重要な役割を果たしている。

しかし、街頭に設置されている防犯カメラは、画質が十分でない上に、撮影時や保存時に画質劣化を受けるため、画像が不鮮明になることが多い。撮影時に起こる画質劣化として、カメラレンズのピント外れによる焦点ずれ劣化や、カメラと被写体との相対的な運動による運動劣化が挙げられる。焦点ずれ劣化は、画素(点)がピント外れによって円に拡がる劣化であり、運動劣化は、画素(点)が相対運動によって線に延びる劣化である。また、防犯カメラ機器は、ビデオテープ等に録画するアナログ形式から、CCD カメラで撮影してハードディスクに録画するデジタル形式へと移行してきており、現在では、インターネットを経由して、遠隔地のコンピュータに画像を記録する形式のものが増えている。デジタル画像は、データを圧縮することで容量を小さくし、データ伝送が迅速に行える利点がある反面、圧縮により画質劣化が生じてしまう。代表的な静止画圧縮技術として JPEG 圧縮が広く定着しているが、JPEG 圧縮は非可逆圧縮技術であり、高周波の細かい成分を落とし、ブロック状のノイズが発生する。またフレームごとに JPEG 圧縮を行い、連続して記録する動画圧縮技術 MotionJPEG も広く普及しており、MotionJPEG 圧縮についても JPEG 圧縮と同様の画質劣化を受ける。

これまで、画像の鮮明化に関する研究は多く行われてきたが、焦点ずれ劣化

や運動劣化などの空間的な画質劣化と、JPEG 圧縮による画質劣化を同時に受けた劣化 JPEG 画像の鮮明化については、殆ど研究がなされてこなかった。ただし、実際の防犯カメラでは、空間的な劣化と圧縮による劣化が複合的に起こった画像が録画されるケースが殆どであることから、複合的劣化に対する鮮明化手法が必要となる。そこで、本研究では、焦点ずれ劣化や運動劣化といった空間的な劣化と、JPEG 圧縮による劣化を複合的に受けた劣化 JPEG 画像に対して鮮明化処理を行い、犯罪捜査に役立つ画像情報を得ることを目的とする。

また、良好な鮮明化画像を得るためには、鮮明化処理の際に劣化パラメータを適切に推定する必要がある。焦点ずれ劣化の半径や、運動劣化の長さや方向(角度)を精度良く推定できるかが鮮明化の鍵となる。

第 1 章では、一般的な確率画像モデルについて述べ、従来の劣化画像復元法及び劣化パラメータ推定法の概略を示す。また、JPEG 符号化・復号化について述べ、空間的劣化と JPEG 符号化・復号化による複合的な劣化を受けた劣化 JPEG 画像に対して、従来の劣化画像復元法を適用した場合、ブロックノイズやモスキートノイズを増強させてしまい、良好な鮮明化画像が得られないことを示す。

第 2 章では、空間的な劣化と JPEG 符号化・復号化による複合的な劣化過程を仮定し、劣化 JPEG 画像に対する鮮明化手法を提案する。劣化 JPEG 画像の画像観測過程を、空間的な劣化と、ブロック離散コサイン変換領域での量子化ノイズとによりモデル化し、鮮明化画像の評価規準を適用する。それに共役勾配法を用いることにより反復的な鮮明化処理法を提案する。提案する鮮明化の評価規準は、原画像に対してエッジの位置及び方向性、原画像の局所的な分散、およびブロック離散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。

第 3 章では、カメラレンズのピント外れによって生じる焦点ずれ劣化と、JPEG 符号化・復号化による複合的な劣化を受けた焦点ずれ劣化 JPEG 画像に対し、第 2 章で提案した鮮明化手法を適用した鮮明化実験について述べ、本手法の有効性を確認する。

第 4 章では、カメラレンズと被写体との相対運動によって引き起こされる運動劣化と、JPEG 符号化・復号化による複合的な劣化を受けた運動劣化 JPEG 画像に対し、第 2 章で提案した鮮明化手法を適用した鮮明化実験について述べ、本手法の有効性を確認する。

第 5 章では、劣化 JPEG 画像に対し、鮮明化処理時に用いる劣化パラメータを変化させながら複数の鮮明化画像を生成し、得られた複数の鮮明化画像の中

から，評価規準に基づいて最良の鮮明化画像を選択することにより，間接的に劣化パラメータを推定する手法について述べる．また，提案手法を劣化 JPEG 画像に適用し，本手法の有効性を確認する．

目次

第 1 章	緒言	1
1.1	研究の目的	1
1.2	画像の確率モデル	2
1.3	従来の劣化画像の復元	4
1.4	従来の劣化パラメータ推定	8
1.5	JPEG 符号化・復号化	9
1.6	JPEG 画像の鮮明化	12
1.7	従来の画像復元及び劣化パラメータ推定の問題点	15
1.8	本論文の内容および構成	17
第 2 章	劣化 JPEG 画像の鮮明化	21
2.1	まえがき	21
2.2	原画像のモデル	21
2.3	劣化画像のモデル	23
2.4	JPEG 符号化・復号化モデル	24
2.5	複合的な劣化過程モデル	24
2.6	複合的な劣化過程のスペクトル特性	25
2.7	エッジ情報の抽出	26
2.8	駆動白色ノイズの局所分散の推定	28
2.9	量子化ノイズの分散の推定	29
2.10	鮮明化の評価規準	30
2.11	反復処理	31
2.12	鮮明化度合の評価量	32
2.13	むすび	32
第 3 章	焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化	34
3.1	まえがき	34

3.2	焦点ずれ劣化モデル	34
3.3	焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化	36
3.4	むすび	40
第 4 章	運動劣化 JPEG 画像の鮮明化	51
4.1	まえがき	51
4.2	運動劣化モデル	52
4.3	運動劣化 JPEG 画像の鮮明化	53
4.4	むすび	56
第 5 章	劣化 JPEG 画像の劣化パラメータ推定	67
5.1	まえがき	67
5.2	従来の劣化パラメータ推定	67
5.3	鮮明化画像の評価に基づく劣化パラメータ推定	72
5.4	劣化パラメータの推定範囲の限定	84
5.5	劣化パラメータの推定実験	85
5.6	むすび	101
第 6 章	結言	102
付録 A	付録	104
A.1	一様焦点ずれのシステム関数	104
参考文献		110

第 1 章

緒言

1.1 研究の目的

近年，社会全体の防犯意識の高まりを背景に，防犯カメラの設置台数が飛躍的に増加している．その結果，防犯カメラに事件の犯人や犯行車両などが撮影されるケースが増え，防犯カメラ画像が犯罪捜査の重要な手がかりとなっている．

ただし，街頭等に設置されている一般的な防犯カメラの画像は，画質が十分でなく，また撮影時に様々な要因で劣化を受け，不鮮明な画像になることが多い．撮影時に受ける劣化として，カメラレンズのピント外れによって生じる焦点ずれ劣化や，カメラレンズと被写体との相対運動によって引き起こされる運動劣化などがある．

また，画像伝送や画像保存などの目的で画像データを圧縮する際に，画像の符号化は欠かせないものである．現在，画像符号化技術として，JPEG 圧縮が定着している．JPEG 圧縮は，ブロック離散コサイン変換を利用した非可逆圧縮法であり，その処理の性質上，ブロックノイズやモスキートノイズが発生することは避けられない．

これまで，焦点ずれ劣化や運動劣化などの空間的な画質劣化を受けた画像の復元に関する研究 [2],[3] や，JPEG 画像の画質改善に関する研究 [4],[5],[6] は多く行われてきた．しかし，空間的な画質劣化と，JPEG 符号化・復号化による画質劣化を複合的に受けた劣化 JPEG 画像の鮮明化については，これまで殆ど研究がなされてこなかった．

本研究では，焦点ずれ劣化及び運動劣化の空間的な劣化と，JPEG 符号化・復号化による複合的な劣化を受けた劣化 JPEG 画像に対して，ブロックノイズやモスキートノイズを増強させることなく鮮明化を行うことが目的である．

また従来，良好な鮮明化画像を得るためには，鮮明化処理の前に劣化パラメータを適切に推定する必要がある．これまで，少数ではあるが，劣化画像から劣化パラメータの推定を行い，その劣化パラメータの推定値を用いて復元を行った研究が存在する [7],[8]．例えば，最尤推定法 [9] は，焦点ずれ劣化や運動劣化などの空間的劣化を受けた画像に対し

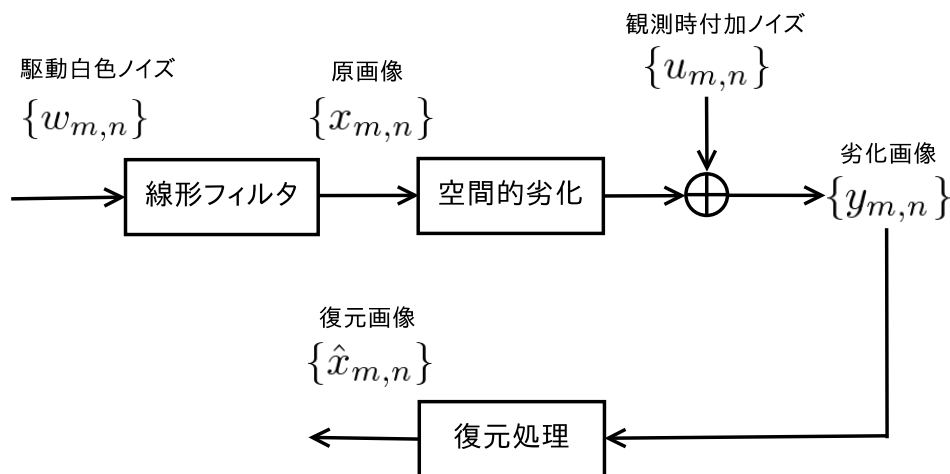


図 1.1 従来の画像の生成，劣化及び復元処理過程

ては，劣化パラメータを精度良く推定できることが知られているが，空間的劣化に加えて JPEG 符号化・復号化による劣化を受けた劣化 JPEG 画像に対しては，量子化ノイズの影響により，推定した劣化パラメータの値が真値から大きく外れてしまうという問題が生じる。

そこで本研究では，劣化 JPEG 画像から劣化パラメータを推定する代わりに，鮮明化処理時に用いる劣化パラメータを変化させて鮮明化処理を行い，得られた複数の鮮明化画像の中から最良の鮮明化画像を選択する評価規準を提案する。

1.2 画像の確率モデル

本研究では，画像の生成，劣化及び復元処理過程を確率モデルとして扱う。本論文では，画像中の位置 (m, n) における画素を $x_{m,n}$ ，画像を画素の 2 次元配列として $\{x_{m,n}\}$ と表記する。

図 1.1 に，従来の画像の生成，劣化及び復元処理過程を示す。

原画像 $\{x_{m,n}\}$ は，駆動白色ノイズ $\{w_{m,n}\}$ に線形フィルタを適用することにより生成され，その原画像が空間的な劣化を受け，さらに観測時のノイズ $\{u_{m,n}\}$ が付加されることによって劣化画像 $\{y_{m,n}\}$ が得られるものと仮定する。劣化画像 $\{y_{m,n}\}$ に復元フィルタを適用し，復元画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ を得ることが劣化画像復元である。

1.2.1 原画像のモデル

原画像 $\{x_{m,n}\}$ に対して，従来から用いられている確率画像モデルを仮定する．

$$x_{m,n} - \sum_{(k,l) \in S_A} a_{k,l} x_{m-k,n-l} = w_{m,n} \quad (1.1)$$

ここで， $\{a_{k,l}\}$ は線形予測係数， S_A は線形予測に用いるサポート， $\{w_{m,n}\}$ は平均 0，分散 σ_w^2 の駆動白色ノイズ，すなわち，

$$E[w_{m,n}] = 0 \quad (1.2)$$

$$E[w_{m,n} w_{m+k,n+l}] = \sigma_w^2 \delta_{k,0} \delta_{l,0} \quad (1.3)$$

と仮定する．原画像 $\{x_{m,n}\}$ に対する確率画像モデルを，行列・ベクトル表現形式に変更したものを，以下に示す．

$$\mathbf{x} - \mathbf{A}\mathbf{x} = \mathbf{w} \quad (1.4)$$

ここで， \mathbf{x} は原画像 $\{x_{m,n}\}$ をラスタースキャン式に並べた縦ベクトル， \mathbf{A} は線形予測係数 $\{a_{k,l}\}$ を要素にもつ行列， \mathbf{w} は駆動白色ノイズベクトルであり，以下の統計的性質を有する．

$$E[\mathbf{w}] = 0 \quad (1.5)$$

$$E[\mathbf{w}\mathbf{w}^T] = \sigma_w^2 \mathbf{I} \quad (1.6)$$

ここで， \mathbf{I} は単位行列である．

1.2.2 劣化画像のモデル

劣化画像 $\{y_{m,n}\}$ は，線形システムで表される劣化システムによる空間的な劣化を受け，その後，観測時のノイズの付加により劣化したと仮定する．

$$y_{m,n} = \sum_{(k,l) \in S_B} b_{k,l} x_{m-k,n-l} + u_{m,n} \quad (1.7)$$

ここで， $\{x_{m,n}\}$ は原画像， $\{b_{k,l}\}$ は劣化を表す係数， S_B は劣化システムのサポート， $\{u_{m,n}\}$ は平均 0，分散 σ_u^2 の観測時のノイズである．観測時のノイズ $\{u_{m,n}\}$ は，白色であると考え，

$$E[u_{m,n}] = 0 \quad (1.8)$$

$$E[u_{m,n} u_{m+k,n+l}] = \sigma_u^2 \delta_{k,0} \delta_{l,0} \quad (1.9)$$

と仮定する. また, 劣化を表す係数 $\{b_{k,l}\}$ は, 次式で与えられる.

$$b_{k,l} = \int_{k-\frac{1}{2}}^{k+\frac{1}{2}} \int_{l-\frac{1}{2}}^{l+\frac{1}{2}} b(x,y) dx dy \quad (1.10)$$

ここで, $b(x,y)$ は, 点拡がり関数 (Point Spread Function, PSF) である. また, 劣化過程の行列・ベクトル表現は次式で与えられる.

$$\mathbf{y} = \mathbf{B}\mathbf{x} + \mathbf{u} \quad (1.11)$$

ここで, \mathbf{y} は劣化画像ベクトル, \mathbf{x} は原画像ベクトル, \mathbf{u} は観測時のノイズベクトルであり, \mathbf{B} は劣化を表す係数 $\{b_{k,l}\}$ を要素として持つ, 線形劣化システムに対応する行列である. また観測時のノイズベクトル \mathbf{u} は, 白色であると考え,

$$E[\mathbf{u}] = 0 \quad (1.12)$$

$$E[\mathbf{u}\mathbf{u}^T] = \sigma_u^2 \mathbf{I} \quad (1.13)$$

と仮定する. ここで, \mathbf{I} は単位行列である.

1.3 従来の劣化画像の復元

劣化画像の復元処理は, 空間的な劣化を受けた劣化画像の画質を, 劣化前の画質に改善する処理であり, 統計的性質を利用したものや, 逆畳み込みを利用したものなど, 従来から多くの研究がなされてきた [10], [11], [12].

従来の代表的な劣化画像復元法である, ウィナーフィルタ [10], ベイズ復元法 [10], 正則化復元法 [11] について簡潔に述べる. また, 正則化復元法における復元の評価規準を改良し, エッジが過剰に平滑化されないように考慮したエッジ適応型反復法 [12] についても簡潔に述べる.

1.3.1 ウィナーフィルタ

劣化画像 \mathbf{y} より復元フィルタ \mathbf{G} を用いて, 次式により復元画像 $\hat{\mathbf{x}}$ を推定することを考える.

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{G}\mathbf{y} \quad (1.14)$$

復元画像 $\hat{\mathbf{x}}$ の評価規準 J_{wiener} として, 原画像 \mathbf{x} と復元画像 $\hat{\mathbf{x}}$ の平均二乗誤差を用いる.

$$\begin{aligned} J_{wiener} &= E[(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})^T (\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})] \\ &= E[(\mathbf{x} - \mathbf{G}\mathbf{y})^T (\mathbf{x} - \mathbf{G}\mathbf{y})] \end{aligned} \quad (1.15)$$

復元フィルタ G は、この復元画像 $\hat{\mathbf{x}}$ の評価規準を最小にするように決定する。つまり、

$$G = \arg \min_G J_{wiener} \quad (1.16)$$

となり、 $\frac{\partial}{\partial G} J_{wiener} = 0$ となる復元フィルタ G を求める。

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial G} J_{wiener} &= E \left[\frac{\partial}{\partial G} \mathbf{x}^T \mathbf{x} - \frac{\partial}{\partial G} \mathbf{y}^T G^T \mathbf{x} - \frac{\partial}{\partial G} \mathbf{x}^T G \mathbf{y} + \frac{\partial}{\partial G} \mathbf{y}^T G^T G \mathbf{y} \right] \\ &= E [-2\mathbf{x}\mathbf{y}^T + 2G\mathbf{y}\mathbf{y}^T] \\ &= 0 \end{aligned} \quad (1.17)$$

上式を G について解くことにより、次式を得る。

$$\begin{aligned} G &= R_{xy} R_y^{-1} \\ &= R_x B^T (B R_x B^T + \sigma_v^2 I)^{-1} \end{aligned} \quad (1.18)$$

ここで、

$$R_{xy} = E[\mathbf{x}\mathbf{y}^T] = R_x B^T \quad (1.19)$$

$$R_y = E[\mathbf{y}\mathbf{y}^T] = B R_x B^T + \sigma_v^2 I \quad (1.20)$$

したがって、 G を式 (1.14) に代入すると、復元画像 $\hat{\mathbf{x}}$ は次式となる。

$$\hat{\mathbf{x}} = R_x B^T (B R_x B^T + \sigma_v^2 I)^{-1} \mathbf{y} \quad (1.21)$$

1.3.2 ベイズ復元法

ベイズ復元では、劣化画像 (観測画像) \mathbf{y} が与えられたという条件のもとに、最も確からしい原画像 \mathbf{x} を求めることになる。つまり、ベイズの定理より、劣化画像 (観測画像) \mathbf{y} が与えられた場合の、原画像 \mathbf{x} の確率密度関数 $p(\mathbf{x}|\mathbf{y})$ は、次式となる。

$$p(\mathbf{x}|\mathbf{y}) = \frac{p(\mathbf{y}|\mathbf{x})p(\mathbf{x})}{p(\mathbf{y})} \quad (1.22)$$

上式において、劣化画像 (観測画像) \mathbf{y} の確率密度関数 $p(\mathbf{y})$ は、 \mathbf{y} が与えられた段階で定数となるので、 $p(\mathbf{y}|\mathbf{x})p(\mathbf{x})$ が最大となる \mathbf{x} を求めればよい。復元画像 $\hat{\mathbf{x}}$ の評価基準 J_{Bayes} を上式右辺の分子の対数として定義する。

$$J_{Bayes} = -\ln p(\mathbf{y}|\mathbf{x})p(\mathbf{x}) \quad (1.23)$$

まず、原画像 \mathbf{x} が与えられた場合の劣化画像 (観測画像) \mathbf{y} の確率密度関数 $p(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ をガウス分布と仮定する。

$$p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{MN}{2}} |R_{y|x}|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{y}-\boldsymbol{\mu}_{y|x})^T R_{y|x}^{-1}(\mathbf{y}-\boldsymbol{\mu}_{y|x})} \quad (1.24)$$

ここで、 M は垂直方向の画像サイズ、 N は水平方向の画像サイズ、 $\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{y}|\mathbf{x}}$ は、原画像 \mathbf{x} が与えられたという条件下での劣化画像 \mathbf{y} の平均を意味し、 $\mathbf{R}_{\mathbf{y}|\mathbf{x}}$ は、原画像 \mathbf{x} が与えられたという条件下での劣化画像 \mathbf{y} の自己共分散行列を意味する。つまり、

$$\boldsymbol{\mu}_{\mathbf{y}|\mathbf{x}} = E[\mathbf{y}|\mathbf{x}] = \mathbf{B}\mathbf{x} \quad (1.25)$$

$$\mathbf{R}_{\mathbf{y}|\mathbf{x}} = E[(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}_{\mathbf{y}|\mathbf{x}})(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}_{\mathbf{y}|\mathbf{x}})^T | \mathbf{x}] = \sigma_v^2 \mathbf{I} \quad (1.26)$$

これらを、式 (1.24) に代入すると、次式となる。

$$p(\mathbf{y}|\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{MN}{2}} (\sigma_v^2)^{\frac{MN}{2}}} e^{-\frac{(\mathbf{y} - \mathbf{B}\mathbf{x})^T (\mathbf{y} - \mathbf{B}\mathbf{x})}{2\sigma_v^2}} \quad (1.27)$$

また、原画像 \mathbf{x} の確率密度関数 $p(\mathbf{x})$ は、次式を用いる。つまり、原画像 \mathbf{x} に対して次元のガウス分布を仮定する。

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{MN}{2}} |\mathbf{R}_x|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2} \mathbf{x}^T \mathbf{R}_x^{-1} \mathbf{x}} \quad (1.28)$$

上述した原画像 \mathbf{x} に対する確率モデルを用いることにより、以下となる。

$$p(\mathbf{x}) = \frac{|\mathbf{A}|}{(2\pi)^{\frac{MN}{2}} (\sigma_w^2)^{\frac{MN}{2}}} e^{-\frac{(\mathbf{A}\mathbf{x})^T \mathbf{A}\mathbf{x}}{2\sigma_w^2}} \quad (1.29)$$

つまり、原画像 \mathbf{x} を白色化フィルタ \mathbf{A} により白色化したもの $\mathbf{A}\mathbf{x}$ の確率密度関数となる。

以上より、復元画像の評価基準 J_{Bayes} は、次式となる。

$$J_{Bayes} = \frac{1}{\sigma_v^2} \left[(\mathbf{y} - \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}})^T (\mathbf{y} - \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}}) + \frac{\sigma_v^2}{\sigma_w^2} (\mathbf{A}\hat{\mathbf{x}})^T (\mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}) \right] \quad (1.30)$$

上式を復元画像 $\hat{\mathbf{x}}$ に対して偏微分し、0 とすることにより、復元画像の評価基準 J_{Bayes} を最小とする復元画像 $\hat{\mathbf{x}}$ を求める。つまり、

$$\frac{\partial}{\partial \hat{\mathbf{x}}} J_{Bayes} = -\frac{2}{\sigma_v^2} \left[\mathbf{B}^T (\mathbf{y} - \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}}) - \frac{\sigma_v^2}{\sigma_w^2} \mathbf{A}^T \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}} \right] = 0 \quad (1.31)$$

上式を復元画像 $\hat{\mathbf{x}}$ について解くことにより、次式を得る。

$$\hat{\mathbf{x}} = \left(\mathbf{B}^T \mathbf{B} + \frac{\sigma_v^2}{\sigma_w^2} \mathbf{A}^T \mathbf{A} \right)^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{y} \quad (1.32)$$

1.3.3 正則化復元法

劣化画像復元は、復元画像 \mathbf{y} から原画像 \mathbf{x} を求めるという意味で、逆問題であり、正則化が必要な問題である。ここでは、Tikhonov-Miller 正則化法による劣化画像復元について考える。

復元画像 $\hat{\mathbf{x}}$ を，もう一度空間的に劣化させた画像 $\mathbf{B}\hat{\mathbf{x}}$ と劣化画像 (観測画像) \mathbf{y} との自乗誤差 $|\mathbf{y} - \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}}|^2$ に，正則化項 $|\mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}|$ を加えたものを，復元画像 $\hat{\mathbf{x}}$ の評価基準 J_{T-M} とする．

$$J_{T-M} = (\mathbf{y} - \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}})^T (\mathbf{y} - \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}}) + \mu (\mathbf{C}\hat{\mathbf{x}})^T (\mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}) \quad (1.33)$$

ここで， μ は正則化係数， \mathbf{C} は正則化オペレータを表す．上式を，復元画像 $\hat{\mathbf{x}}$ に対して偏微分し，0とすることにより，復元画像の評価基準 J_{T-M} を最小とする復元画像 $\hat{\mathbf{x}}$ を求める．つまり，

$$\frac{\partial}{\partial \hat{\mathbf{x}}} J_{T-M} = -2\mathbf{B}^T (\mathbf{y} - \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}}) + \mu 2\mathbf{C}^T \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}} = 0 \quad (1.34)$$

上式を，復元画像 $\hat{\mathbf{x}}$ について解くと，以下となる．

$$\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B} + \mu \mathbf{C}^T \mathbf{C})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{y} \quad (1.35)$$

1.3.4 エッジ適応型反復法

正則化復元法における復元の評価規準を改良し，エッジを過剰に平滑化させないように考慮した次の評価規準を用いる．

$$J_{edge} = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \left(y_{m,n} - \sum_{(k,l) \in D} b_{k,l} \hat{x}_{m-k,n-l} \right)^2 + \mu \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} \left(\hat{x}_{m,n} - \sum_{(k,l) \in S} d_{k,l}(\theta(m,n)) \hat{x}_{m-k,n-l} \right)^2 \quad (1.36)$$

ここで， $\{y_{m,n}\}$ は劣化画像， $\{\hat{x}_{m,n}\}$ は復元画像， μ は正則化係数， $\{d_{k,l}(\theta)\}$ はエッジ適応型正則化オペレータである．

復元画像の評価規準 J_{edge} における，第1項は復元画像を再び空間的に劣化させたものと，劣化画像との差のノルムであり，正則化復元法における第1項と同じである．第2項は，エッジ情報をもとにエッジ適応型正則化オペレータを復元画像に作用させたもののノルムであり，エッジの方向を考慮して復元画像のなめらかさを評価する項である．復元処理の際に，エッジ領域ではエッジの方向に沿って平滑化を行うことで，エッジの過剰な平滑化は避けられる．式 (1.36) のベクトル表現は，次式となる．

$$J_{edge} = (\mathbf{y} - \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}})^T (\mathbf{y} - \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}}) + \mu (\mathbf{D}\hat{\mathbf{x}})^T (\mathbf{D}\hat{\mathbf{x}}) \quad (1.37)$$

ここで， \mathbf{D} は $\{d_{k,l}\}$ を要素とする行列である．もし， \mathbf{D} を線形位置不変正則化オペレータに置き換えると，正則化の評価規準となる．

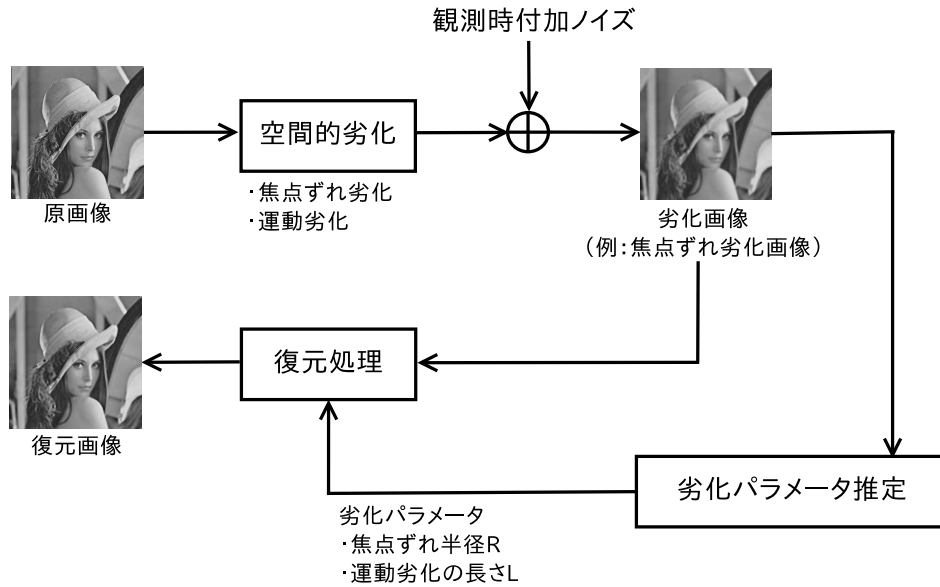


図 1.2 従来の劣化パラメータ推定手法

1.4 従来の劣化パラメータ推定

前節で従来の劣化画像復元法について述べたが，劣化画像復元を行う際には，劣化パラメータが必要となる．実際には，劣化パラメータは未知であることから，劣化パラメータを適切に推定することが重要である (図 1.2 参照)．本研究では，空間的劣化として，焦点ずれ劣化と運動劣化を扱うので，推定すべき劣化パラメータは，焦点ずれの半径 R や，運動劣化の長さ L である．従来の劣化パラメータ法として，代表的な手法である，最尤推定法 [9] について簡潔に述べる．

1.4.1 最尤推定法

最も確からしいパラメータの推定法として，尤度関数を最大とする推定，つまり，最尤推定について述べる．劣化画像に対して多次元ガウス分布を仮定することにより，尤度関数は次式で与えられる．

$$p(\theta) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{MN}{2}} |\mathbf{R}_y|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{y}-\boldsymbol{\mu}_y)^T \mathbf{R}_y^{-1}(\mathbf{y}-\boldsymbol{\mu}_y)} \quad (1.38)$$

ここで， θ は推定すべき劣化パラメータであり，焦点ずれの半径 R や，運動劣化の長さ L である．また， $\boldsymbol{\mu}_y$ は劣化画像の平均， \mathbf{R}_y は劣化画像の自己共分散行列であり，次式で与えられる．

$$\boldsymbol{\mu}_y = E[\mathbf{y}] = \mathbf{B}\boldsymbol{\mu}_x \quad (1.39)$$

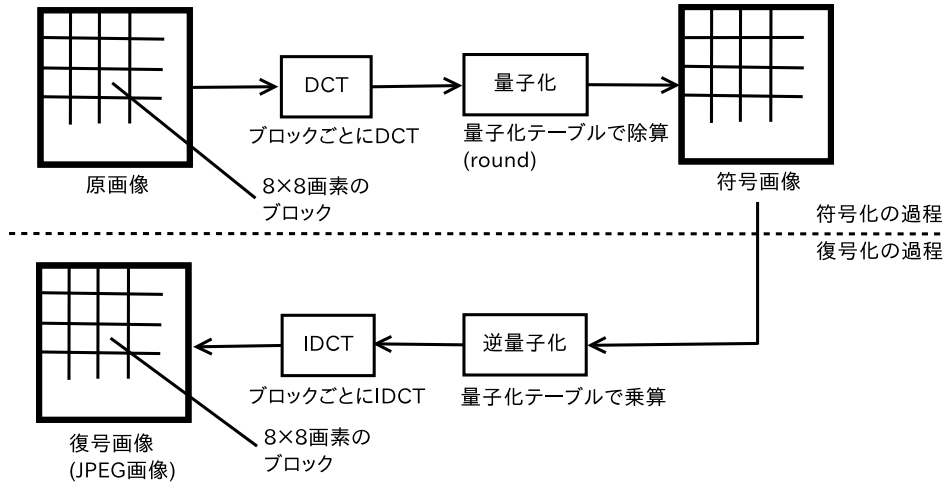


図 1.3 JPEG 符号化・復号化

$$\mathbf{R}_y = E[(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}_y)(\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}_y)^T] \quad (1.40)$$

この尤度関数の対数をとったものを，対数尤度関数と定義する．

$$\begin{aligned} L(\theta) &\equiv \ln p(\theta) \\ &= -\frac{MN}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln |\mathbf{R}_y| - \frac{1}{2} (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}_y)^T \mathbf{R}_y^{-1} (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}_y) \end{aligned} \quad (1.41)$$

$$\begin{aligned} &\simeq -\frac{MN}{2} - \frac{1}{2} \int_{-\pi}^{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \ln S_y(\omega_1, \omega_2, \theta) d\omega_1 d\omega_2 \\ &\quad - \frac{1}{2} \int_{-\pi}^{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \frac{\tilde{S}_y(\omega_1, \omega_2)}{S_y(\omega_1, \omega_2, \theta)} d\omega_1 d\omega_2 \end{aligned} \quad (1.42)$$

ここで， $\tilde{S}_y(\omega_1, \omega_2)$ は標本のパワースペクトル， $S_y(\omega_1, \omega_2, \theta)$ はモデルのパワースペクトルであり，標本のパワースペクトル $\tilde{S}_y(\omega_1, \omega_2)$ は，実際の観測画像である劣化画像 \mathbf{y} から計算され，モデルのパワースペクトル $S_y(\omega_1, \omega_2, \theta)$ はパラメータ θ を与えることにより計算される．

この対数尤度関数を最大化するパラメータ θ が，劣化画像 \mathbf{y} に対する推定パラメータである．

1.5 JPEG 符号化・復号化

JPEG アルゴリズムには，複数の圧縮方式があり，代表的な圧縮方式として非可逆圧縮のブロック離散コサイン変換 (DCT, Discrete Cosine Transform) 方式 [13] がある．ブロック離散コサイン変換方式での JPEG 符号化及び復号化は，図 1.3 のように行われる．JPEG 符号化過程は，画像を 8×8 画素のブロックに分割してブロック離散コサイン変

換を行い，得られた DCT 係数 (周波数成分データ) を量子化テーブルで除算することにより量子化を行い，符号化データが得られる．JPEG 復号化過程は，符号化データを量子化テーブルで乗算することにより逆量子化を行い，その後，ブロック離散逆コサイン変換を行うことによって復号画像 (JPEG 画像) を得る．

1.5.1 ブロック離散コサイン変換 (DCT)

ブロック離散コサイン変換は，画像を 8×8 画素のブロックに分割して行われる．各ブロック内の画素値を $\{x_{p,q}^B; p = 0, 1, \dots, 7, q = 0, 1, \dots, 7\}$ で表すとき，これらを 8×8 画素のブロックに対する 2次元 DCT は，以下の式で与えられる．

$$X_{k,l}^B = \frac{1}{4} C_k C_l \sum_{p=0}^7 \sum_{q=0}^7 x_{p,q}^B \cos \frac{(2p+1)k\pi}{16} \cos \frac{(2q+1)l\pi}{16} \quad (1.43)$$

ここで， p, q はブロック内の画素の位置， k, l は DCT 係数の位置を示す．また，

$$C_k = C_l = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & k=l=0 \\ 1 & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (1.44)$$

この変換の結果，各ブロックから 64 個の DCT 係数 $X_{k,l}^B$ が得られる．この 64 個の $X_{k,l}^B$ の内， $X_{0,0}^B$ を DC 成分 (直流成分)，残りの 63 個を AC 成分 (交流成分) と呼ぶ．

また， 8×8 画素のブロックの画像は，次式で与えられるブロック離散コサイン逆変換 (IDCT) によって得られる．

$$\dot{x}_{p,q}^B = \frac{1}{4} \sum_{k=0}^7 \sum_{l=0}^7 C_k C_l X_{k,l}^B \cos \frac{(2p+1)k\pi}{16} \cos \frac{(2q+1)l\pi}{16} \quad (1.45)$$

1.5.2 量子化過程

JPEG の画質，圧縮率は，表 1.1 に示すような，量子化の過程で用いる量子化テーブルの値 $Q_{k,l}$ の大きさで決まる．ブロック離散コサイン変換した領域での各周波数 $\{X_{k,l}^B(k, l = 0, 1, 2, \dots, 7)\}$ において，以下に示す量子化幅 $\{\Delta_{k,l}\}$ の一様量子化が行われるとすると，逆量子化後の各周波数 $\{\dot{X}_{k,l}^B(k, l = 0, 1, 2, \dots, 7)\}$ は，次式で表される．

$$\dot{X}_{k,l}^B = \begin{cases} 0, & |X_{k,l}^B| \leq \frac{\Delta_{k,l}}{2} \\ \left(\left[\frac{X_{k,l}^B + \frac{\Delta_{k,l}}{2}}{\Delta_{k,l}} \right] \right) \Delta_{k,l}, & \frac{\Delta_{k,l}}{2} \leq |X_{k,l}^B| \end{cases} \quad (1.46)$$

ブロック離散コサイン変換後の各周波数 $\{X_{k,l}^B(k, l = 0, 1, 2, \dots, 7)\}$ と，逆量子化後の各周波数 $\{\dot{X}_{k,l}^B(k, l = 0, 1, 2, \dots, 7)\}$ との差異により，量子化ノイズが生じる．図 1.4(a) に

表 1.1 量子化テーブル $Q_{k,l}$ の例 (JPEG 推奨)

	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=7	72	92	95	98	112	100	103	99

JPEG 符号化・復号化による劣化を受けていない原画像，図 1.4(b) に JPEG 符号化・復号化による劣化を受けている JPEG 画像を示す．図 1.4(a) 及び (b) はいずれも 256×256 画素の画像であり，両者の拡大画像 (128×128 画素) を図 1.4(c) 及び (d) に示す．JPEG 画像の画質を良くするには， $Q_{k,l}$ の値を小さくして量子化を行うが，圧縮率は小さくなる．逆に，圧縮率を上げるには， $Q_{k,l}$ の値を大きくするが，画質が低下する．圧縮率を上げすぎると，量子化ノイズが大きくなり，図 1.4(b) 及び (d) に示すような，ブロックノイズやモスキートノイズと呼ばれる JPEG 特有の現象が顕著にあらわれるようになる．ブロックノイズは，ブロック離散コサイン変換のサイズの影響を受け，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ノイズである．また，モスキートノイズは，エッジの近傍において，エッジとほぼ平行に発生するノイズである．

1.5.3 JPEG 符号化・復号化モデル

原画像 x の符号画像 z_x は，次式で与えられる．

$$z_x = Q[Cx] \quad (1.47)$$

ここで， C は画像全体に対するサイズ 8×8 のブロック離散コサイン変換， $Q[\]$ は量子化を表す．

符号画像 z_x の復号画像 \hat{x} は，次式で与えられる．

$$\hat{x} = C^{-1}Q^{-1}[z_x] \quad (1.48)$$

ここで， C^{-1} は画像全体に対するサイズ 8×8 画素のブロック離散コサイン逆変換， $Q^{-1}[\]$ は逆量子化を表す．



図 1.4 JPEG 圧縮による画質劣化 (Lena)

式 (1.47) 及び式 (1.48) より，JPEG 画像の符号化・復号化は，次式となる．

$$\begin{aligned}
 \hat{\boldsymbol{x}} &= \mathbf{C}^{-1} \mathcal{Q}^{-1} [\mathcal{Q} [\mathbf{C} \boldsymbol{x}]] \\
 &= \mathbf{C}^{-1} (\mathbf{C} \boldsymbol{x} + \boldsymbol{v}) \\
 &= \boldsymbol{x} + \mathbf{C}^{-1} \boldsymbol{v}
 \end{aligned} \tag{1.49}$$

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} が行われることにより，量子化ノイズ \boldsymbol{v} が付加され，画質劣化が生じる．量子化ノイズは，ブロック離散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．ブロック離散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，ブロックノイズ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．

1.6 JPEG 画像の鮮明化

これまで，ブロックノイズとモスキートノイズを低減することにより，JPEG 画像の鮮明化が行われてきた．従来の JPEG 画像の画質改善の研究として，Nikolas[4], Ozcelik[5],

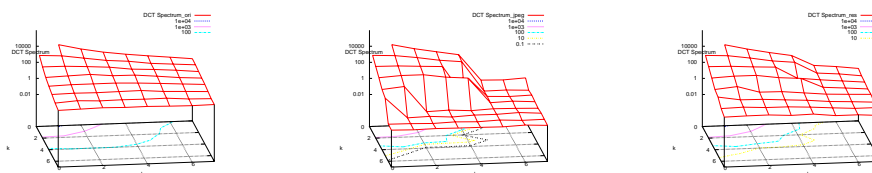


(a) 原画像

(b) JPEG 画像

(c) 鮮明化画像

図 1.5 JPEG 画像の鮮明化結果 (Lena)



(a) 原画像

(b) JPEG 画像

(c) 鮮明化画像

図 1.6 DCT スペクトル (Lena)

藤田 [6] などがある．Nikolasら [4] は，改善画像のなめらかさの制約条件として，ブロック離散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と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ノイズの低減を主眼としている．Ozcelikら [5] 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なっており，各種パラメータが必要となる．藤田ら [6] は，劣化画像復元法を用いて，原画像に対しエッジの位置及び方向性，原画像の局所的な分散，およびブロック離散コサイン変換領域での量子化ノイズの分散を考慮した，ブロックノイズおよびモスキートノイズの低減による JPEG 画像の鮮明化を提案している．

ここでは，代表的な手法である，劣化画像復元法を用いた JPEG 画像の鮮明化法 [6] について簡潔に述べる．

1.6.1 劣化画像復元法を用いた JPEG 画像の鮮明化

JPEG 画像 \hat{x} の改善画像 \hat{x} は、ベイズ復元における復元画像の評価規準より、次式により評価する.

$$J(\hat{x}) = \{C(\hat{x} - \hat{x})\}^T R_v^{-1} \{C(\hat{x} - \hat{x})\} + \{A(\hat{x} - \mu_x)\}^T R_w^{-1} \{A(\hat{x} - \mu_x)\} \quad (1.50)$$

ここで、 C はブロック離散コサイン変換、 R_v は量子化ノイズ v の分散行列、 A は原画像 x のエッジを考慮した非定常白色化フィルタ、 μ_x は原画像 x の非定常平均、 R_w は駆動白色ノイズ w の分散行列である.

上式第1項は、単純に復号した JPEG 画像 \hat{x} と改善画像 \hat{x} との誤差をブロック離散コサイン変換した領域において、量子化ノイズの分散 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.

図 1.5 は、原画像 (図 1.5(a)) を JPEG 符号化・復号化することにより得られた JPEG 画像 (図 1.5(b)) に対して、劣化画像復元法により鮮明化した画像 (図 1.5(c)) を示している. JPEG 画像 (図 1.5(b)) と鮮明化画像 (図 1.5(c)) を比較すると、鮮明化画像 (図 1.5(c)) では、ブロックノイズやモスキートノイズが低減され、画質が改善していることがわかる.

JPEG 符号化・復号化は、 8×8 画素のブロックごとに離散コサイン変換及び量子化が行われる非可逆圧縮であることから、画質改善の評価を行う際には、 8×8 画素のブロックに対する周波数成分、つまり 2次元 DCT を考察する必要がある. 8×8 画素のブロックに対する 2次元 DCT は、以下の式で与えられる.

$$X_{k,l}(i,j) = \frac{1}{4} C_k C_l \sum_{p=0}^7 \sum_{q=0}^7 x_{p+8i,q+8j} \cos \frac{(2p+1)k\pi}{16} \cos \frac{(2q+1)l\pi}{16} \quad (1.51)$$

ここで、 (p, q) はブロック内の画素の位置、 (i, j) は画像全体に対する各ブロックの位置、 (k, l) は DCT 係数の位置を示す. また、

$$C_k = C_l = \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{2}} & k=l=0 \\ 1 & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (1.52)$$

この変換の結果、各ブロック (i, j) から 64 個の DCT 係数 $X_{k,l}(i, j)$ が得られる.

得られた DCT 係数から DCT スペクトルを求め、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、画質の改善を評価する. DCT スペクトルは次式

で表される.

$$S_{k,l}^{DCT} = \frac{\sum_{i=0}^{\frac{M}{8}-1} \sum_{j=0}^{\frac{N}{8}-1} X_{k,l}^2(i,j)}{\frac{M}{8} \frac{N}{8}} \quad (1.53)$$

ここで, (k, l) は DCT 係数の位置, (i, j) は画像全体に対する各ブロックの位置を示す.

原画像 (図 1.5(a)) の DCT スペクトルを図 1.6(a) に, JPEG 画像 (図 1.5(b)) の DCT スペクトルを図 1.6(b) に, 鮮明化画像 (図 1.5(c)) の DCT スペクトルを図 1.6(c) に示す. 図 1.6 より, JPEG 符号化・復号化によって低下した高周波数成分が, 鮮明化処理を行うことによって改善されていることがわかる.

1.7 従来の画像復元及び劣化パラメータ推定の問題点

上述したエッジ適応型反復法を用いることにより, 焦点ずれ劣化や運動劣化などの空間的劣化を受けた画像を良好に復元できることが従来の研究 [12] により確認されている. しかし, 空間的劣化に加えて JPEG 符号化・復号化による劣化を受けた場合, その復元画像は, ブロックノイズやモスキートノイズを増強してしまい, 良好な復元画像とはならない.

図 1.7 は, 原画像 (Lena)(図 1.7(a)) を焦点ずれ半径 $R = 2.5$ で劣化させた焦点ずれ劣化 JPEG 画像 (図 1.7(b)) に対して, 従来復元法を用いて復元した結果を示している. 復元画像 (図 1.7(c)) はノイズの増幅が著しく, 原画像と復元画像との自乗誤差 (図 1.7(d)) が大きくなっており, 良好な復元画像とは言えない.

従来復元法の劣化画像モデル (式 (2.6)) は, 焦点ずれ劣化や運動劣化などの空間的な劣化と, 観測時のノイズの付加により生成されると仮定しているが, JPEG 画像はブロック離散コサイン変換領域での量子化が行われ, 非可逆圧縮を受けるため, 従来復元法の劣化画像モデルの仮定が適切でないものと考えられる. 従来復元法の復元の評価規準は, ブロック離散コサイン変換領域での量子化が考慮されておらず, ブロックノイズやモスキートノイズを増幅させる要因となっている.

また, 上述した最尤推定法を用いることにより, 空間的劣化を受けた画像に対して, 劣化パラメータを精度良く推定できることが従来の研究 [9] により確認されているが, 空間的劣化に加えて JPEG 符号化・復号化による劣化を受けた場合, 劣化パラメータの推定精度が著しく低下し, 推定した劣化パラメータを用いて復元処理を行った画像は, 良好な復元画像とはならない.

図 1.8 及び図 1.9 は, JPEG 符号化・復号化による劣化を受けていない焦点ずれ劣化画像 (図 1.8(a)) と, JPEG 符号化・復号化による劣化を受けた焦点ずれ劣化 JPEG 画像

表 1.2 最尤推定法による焦点ずれ半径 \hat{R} の推定結果

Image	真値 R [pixel]	推定値 \hat{R} [pixel]
焦点ずれ劣化画像 (Lena)	2.5	2.5
焦点ずれ劣化 JPEG 画像 (Lena)	2.5	1.8

(図 1.9(a)) に対して、従来推定法 [9] を用いて焦点ずれ半径を推定し、従来復元法 [12] により復元した結果を示している。表 1.2 に示すように、JPEG 符号化・復号化による劣化を受けていない焦点ずれ劣化画像の推定値は、真値と同じ $\hat{R} = 2.5$ であるのに対し、JPEG 符号化・復号化による劣化を受けた焦点ずれ劣化 JPEG 画像の推定値は $\hat{R} = 1.8$ であり、真値から大きく外れている。また、焦点ずれ劣化 JPEG 画像を推定値 $\hat{R} = 1.8$ で復元した画像 (図 1.9(b)) は、焦点ずれ劣化画像を推定値 $\hat{R} = 2.5$ で復元した画像 (図 1.8(b)) よりも画質が悪く、良好な復元画像とは言えない。劣化パラメータの推定誤差の要因として、ブロック離散コサイン変換領域での量子化ノイズの影響が考えられる。

そこで、本研究では、劣化画像モデルとして、空間的劣化と JPEG 符号化・復号化による複合的な劣化を仮定し、ブロック離散コサイン変換領域での量子化を考慮した鮮明化の評価規準を提案する。また、鮮明化処理の前に劣化 JPEG 画像から直接劣化パラメータを推定するのではなく、鮮明化処理時に用いる劣化パラメータを変化させて複数の鮮明化画像を生成し、それらの画像の中から評価規準に基づいて最良の鮮明化画像を選択することにより、間接的に劣化パラメータの推定を行う。

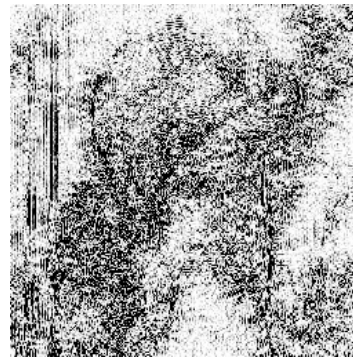
1.8 本論文の内容および構成

本研究における鮮明化処理過程は、図 1.10 に示すように、鮮明化処理時に用いる劣化パラメータを変化させながら、複数の鮮明化処理画像を作成し、それらの画像の中から評価規準に基づいて、最良の鮮明化画像を選択する。つまり、鮮明化処理の前に、劣化パラメータの推定を行わず、複数の鮮明化処理画像から良好な鮮明化処理画像を選択することにより、間接的に劣化パラメータの推定を行う。そして、鮮明化処理アルゴリズムでは、焦点ずれや運動劣化などの空間的な劣化だけでなく、JPEG 符号化・復号化を画像の劣化過程に取り入れ、ブロック離散コサイン変換領域での量子化ノイズの分散を考慮するとともに、悪条件問題に対する正規化として、エッジの位置および方向を考慮した予測フィルタを用いる。

また、鮮明化処理時に用いる劣化パラメータを変化させながら生成した複数の鮮明化画



(a) 原画像

(b) 焦点ずれ劣化 JPEG 画像
($R = 2.5$, $0.509[\text{bpp}]$)(c) 復元画像
($\hat{R} = 2.5$, $ISNR = -1.363[\text{dB}]$)

(d) 自乗誤差画像

図 1.7 従来法による焦点ずれ劣化 JPEG 画像の復元結果 (Lena)

像から，最良の鮮明化画像を選択するための評価規準は，鮮明化画像に対して観測値差分フィルタ (白色化フィルタ) を適用し，その出力の白色性をパワースペクトルの平坦さから求めることにより，鮮明化画像を選択する．これは，鮮明化処理時に用いた劣化パラメータが適切でない場合，鮮明化画像に強いリングングが発生したり，逆に，鮮明化画像に劣化が残る現象を，観測値差分フィルタの出力のパワースペクトルの平坦さで評価しようとするものである．以下に，第 2 章以下の内容について述べる．

第 2 章では，空間的な劣化と JPEG 符号化・復号化による劣化過程を仮定し，劣化 JPEG 画像に対する鮮明化手法について述べる．劣化 JPEG 画像の画像観測過程を，空間的な劣化と，ブロック離散コサイン変換領域での量子化とによりモデル化し，評価規準に基づく鮮明化手法を提案する．

第 3 章では，カメラのレンズのピント外れによって生じる焦点ずれ劣化と，JPEG 符号化・復号化の複合的な劣化を受けた焦点ずれ劣化 JPEG 画像に対し，第 2 章で提案した鮮明化手法を適用し，その有効性を確認する．



図 1.8 焦点ずれ劣化画像に対する最尤推定法による劣化パラメータ推定結果 (Lena)



図 1.9 焦点ずれ劣化 JPEG 画像に対する最尤推定法による劣化パラメータ推定結果 (Lena)

第 4 章では、カメラと被写体との相対運動によって引き起こされる運動劣化と、JPEG 符号化・復号化の複合的な劣化を受けた運動劣化 JPEG 画像に対し、第 2 章で提案した鮮明化手法を適用し、その有効性を確認する。

第 5 章では、劣化 JPEG 画像に対し、鮮明化処理時に用いる劣化パラメータを変化させながら複数の鮮明化画像を生成し、得られた複数の鮮明化画像の中から評価規準に基づいて良好な鮮明化画像を選択することにより、間接的に劣化パラメータを推定する手法について述べる。ここで用いた評価規準は、鮮明化画像に対して観測値差分フィルタ (白色化フィルタ) を適用し、その出力のパワースペクトルの平坦さを求めることにより、鮮明化画像を選択するものである。提案した推定手法を、焦点ずれ劣化 JPEG 画像及び運動劣化 JPEG 画像に適用し、推定手法の有効性を確認する。

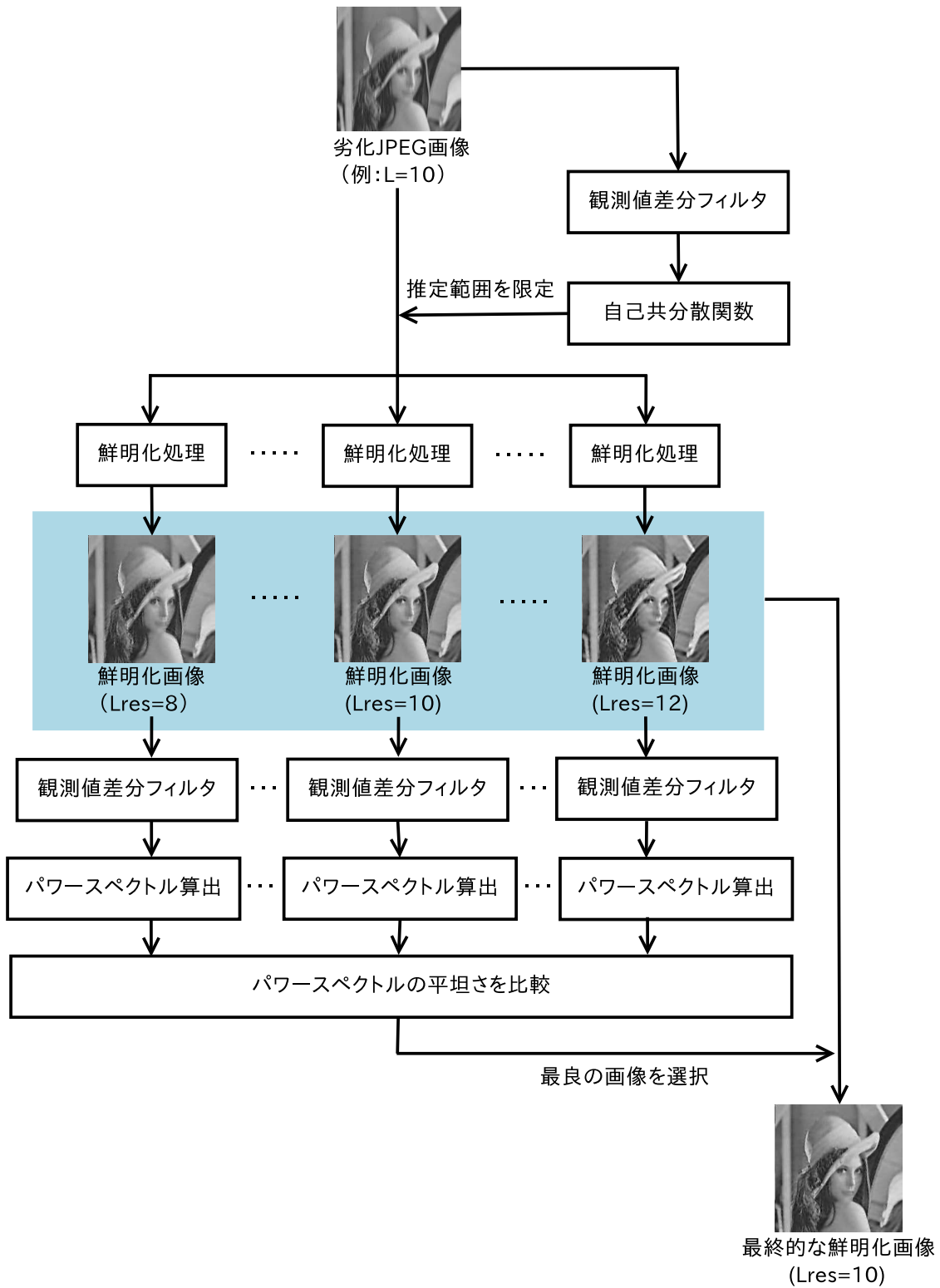


図 1.10 鮮明化処理過程

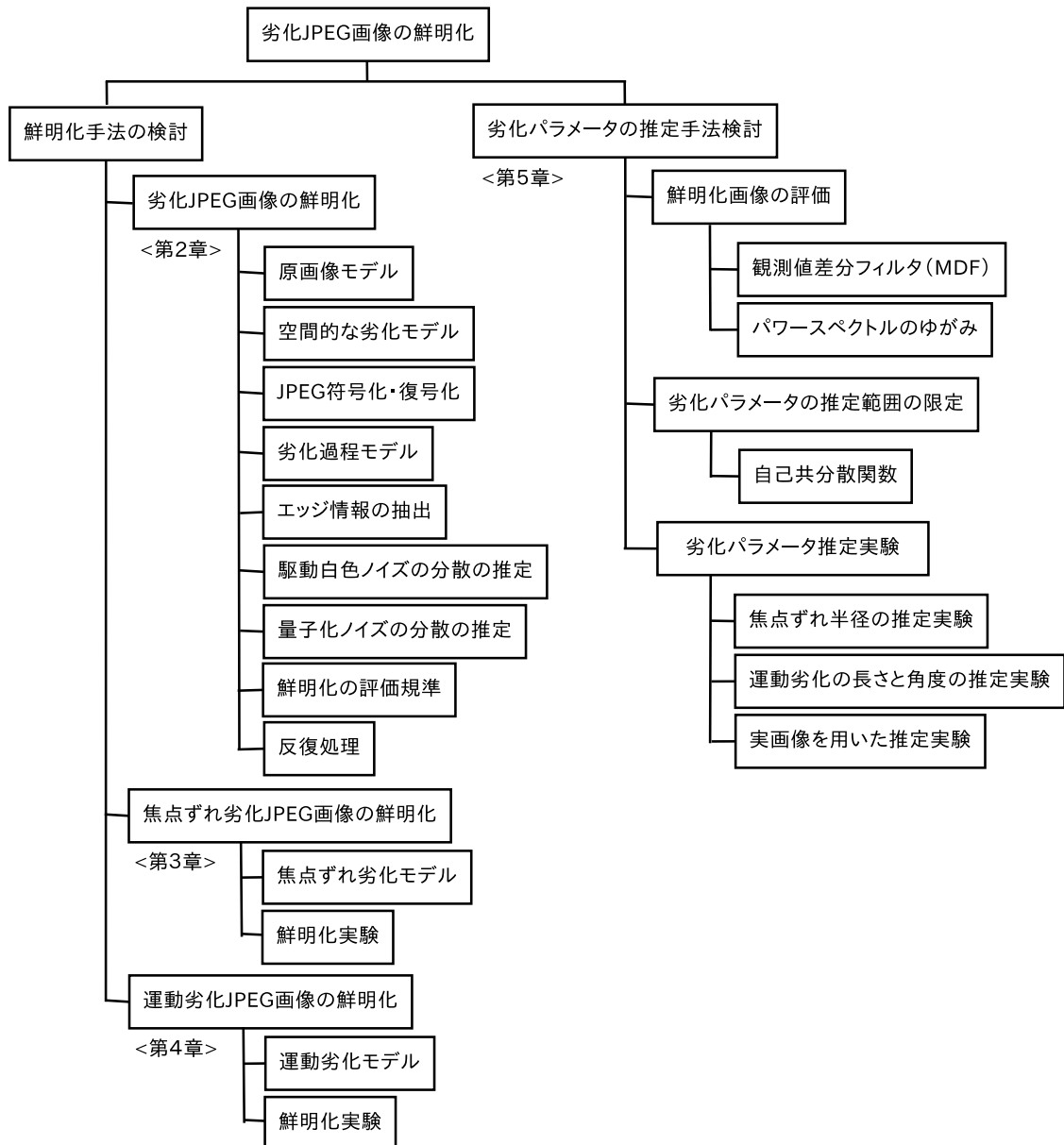


図 1.11 本論文の構成

第 2 章

劣化 JPEG 画像の鮮明化

2.1 まえがき

第 1 章で述べたとおり，空間的な劣化画像に対する鮮明化や，JPEG 画像に対する鮮明化については，従来から多く研究されてきた．しかし，空間的な劣化と JPEG 符号化・復号化による劣化とが複合的に起こった劣化 JPEG 画像に対する鮮明化については，これまで殆ど研究がなされてこなかった．従来の復元法は，JPEG の符号化・復号化を考慮しておらず，空間的な劣化を受けた JPEG 画像に従来法を適用すると，ノイズを増幅させてしまい，良好な復元画像が得られない．そこで，本研究では，従来法 [12] を発展させ，劣化 JPEG 画像に対して，ブロック離散コサイン変換領域での量子化 [6] を考慮した鮮明化方法を提案する．

劣化 JPEG 画像の生成過程及び鮮明化画像の生成過程について，図 2.1 に示すようなモデルを仮定する．本章では，劣化 JPEG 画像の鮮明化についての基本原理を述べる．

2.2 原画像のモデル

原画像 $\{x_{m,n}\}$ に対して，次式で表される白色ノイズ駆動型の線形予測モデルを用いる．

$$x_{m,n} - \mu_x(m, n) - \sum_{(k,l) \in S_A} a_{k,l}(\theta(m, n)) \{x_{m-k, n-l} - \mu_x(m-k, n-l)\} = w_{m,n} \quad (2.1)$$

ここで， $\{\mu_x(m, n)\}$ は原画像の平均， $\{a_{k,l}(\theta(m, n))\}$ は原画像のエッジを考慮した線形予測係数である．また， $w_{m,n}$ は駆動白色ノイズであり，平均は 0，分散は画像の位置により変化すると仮定し，

$$E[w_{m,n}w_{m+k, n+l}] = \sigma_w^2(m, n)\delta_{k,0}\delta_{l,0} \quad (2.2)$$

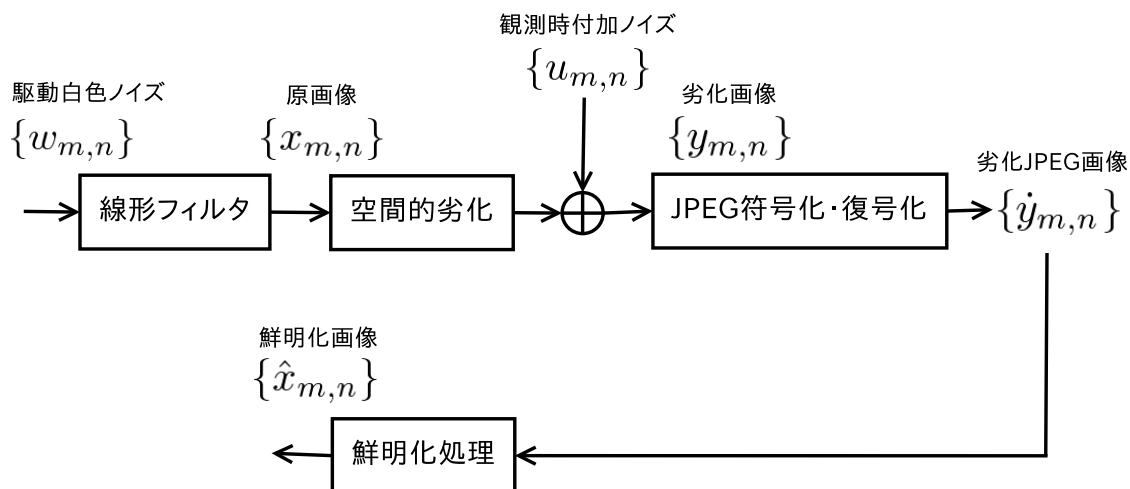


図 2.1 鮮明化処理過程

となる. ここで, $\theta(m, n)$ は, 次式で定義されるエッジ情報を表す.

$$\theta(m, n) = \begin{cases} 0 & \dots & 0^\circ \text{方向のエッジ} \\ 45 & \dots & 45^\circ \text{方向のエッジ} \\ 90 & \dots & 90^\circ \text{方向のエッジ} \\ 135 & \dots & 135^\circ \text{方向のエッジ} \\ 360 & \dots & \text{平坦領域} \end{cases} \quad (2.3)$$

原画像 $\{x_{m,n}\}$ に対する確率モデルを, 行列・ベクトル表現形式に変更したものを, 以下に示す.

$$\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x - \mathbf{A}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x) = \mathbf{w} \quad (2.4)$$

ここで, \mathbf{x} は原画像 $\{x_{m,n}\}$ をラスタースキャン式に並べた縦ベクトル, $\boldsymbol{\mu}_x$ は原画像の平均ベクトル, \mathbf{A} は原画像のエッジを考慮した白色化フィルタである. また, \mathbf{w} は駆動白色ノイズベクトルであり, 平均は $\mathbf{0}$, 分散は画像の位置により変化すると仮定し, その自己共分散行列を \mathbf{R}_w とする. つまり,

$$\mathbf{R}_w = E[\mathbf{w}\mathbf{w}^T] = \text{Diagonal} \quad (2.5)$$

白色化フィルタの係数 $\{a_{k,l}(\theta)\}$ を, 表 2.1 に示す. また, 図 2.2 は, 原画像 (図 2.2(a)) についての平均 (図 2.2(b)), エッジ情報 (図 2.2(c)) 及び駆動白色ノイズの分散 (図 2.2(d)) を示したものである. 図 2.2(c) のエッジ情報は, $\theta(m, n) = 0^\circ$ を黒色, $\theta(m, n) = 45^\circ$ を紫色, $\theta(m, n) = 90^\circ$ を橙色, $\theta(m, n) = 135^\circ$ を黄色, $\theta(m, n) = 360^\circ$ を白色に対応させて表示している. 図 2.2(d) の駆動白色ノイズの分散は, 黒色が駆動白色ノイズの大きな分散, 白色が駆動白色ノイズの小さな分散を示している.

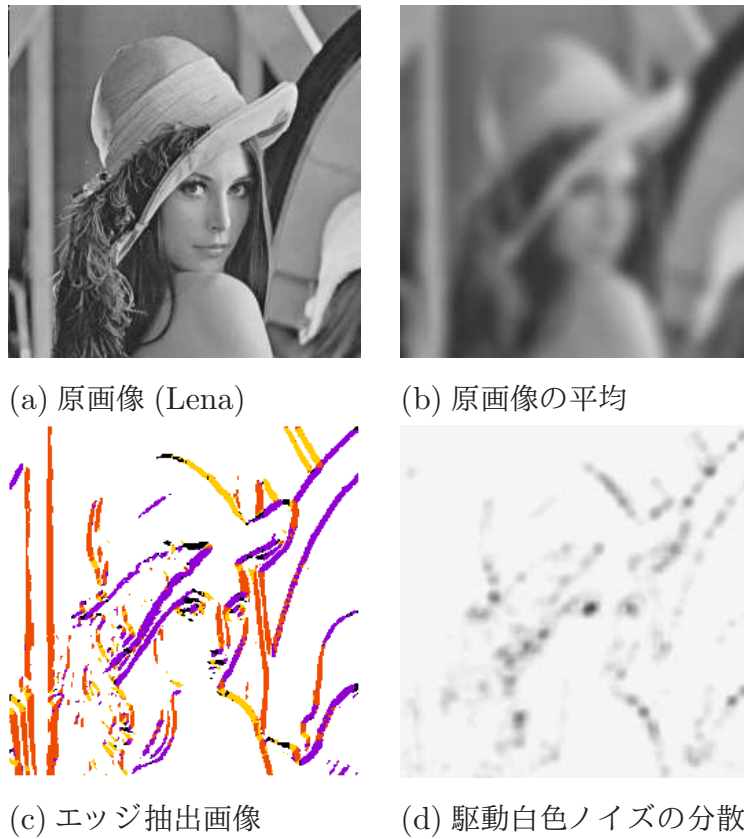


図 2.2 原画像の平均, エッジ情報及び駆動白色ノイズの分散

2.3 劣化画像のモデル

劣化画像 $\{y_{m,n}\}$ は, 線形システムで表される劣化システムによる空間的な劣化を受け, その後, 観測時のノイズの付加により劣化したと仮定する.

$$y_{m,n} = \sum_{(k,l) \in S_B} b_{k,l} x_{m-k,n-l} + u_{m,n} \quad (2.6)$$

ここで, $\{x_{m,n}\}$ は原画像, $\{b_{k,l}\}$ は劣化を表す係数, S_B は劣化システムのサポート, $\{u_{m,n}\}$ は, 平均 0, 分散 σ_u^2 の観測時のノイズである. 観測時のノイズ $\{u_{m,n}\}$ は, 白色であると考え,

$$E[u_{m,n}] = 0 \quad (2.7)$$

$$E[u_{m,n} u_{m+k,n+l}] = \sigma_u^2 \delta_k \delta_l \quad (2.8)$$

と仮定する. また, 劣化を表す係数 $\{b_{k,l}\}$ は, 次式で与えられる.

$$b_{k,l} = \int_{k-\frac{1}{2}}^{k+\frac{1}{2}} \int_{l-\frac{1}{2}}^{l+\frac{1}{2}} b(x,y) dx dy \quad (2.9)$$

ここで, $b(x,y)$ は, 点拡がり関数 (Point Spread Function, PSF) である. また, 劣化過程の行列・ベクトル表現は次式で与えられる.

$$\mathbf{y} = \mathbf{B}\mathbf{x} + \mathbf{u} \quad (2.10)$$

ここで, \mathbf{y} は劣化画像ベクトル, \mathbf{x} は原画像ベクトル, \mathbf{u} は観測時のノイズベクトルであり, \mathbf{B} は劣化を表す係数 $\{b_{k,l}\}$ を要素として持つ, 線形劣化システムに対応する行列である. また観測時のノイズベクトル \mathbf{u} は, 白色であると考え,

$$E[\mathbf{u}] = 0 \quad (2.11)$$

$$E[\mathbf{u}\mathbf{u}^T] = \sigma_u^2 \mathbf{I} \quad (2.12)$$

となる. ここで, \mathbf{I} は単位行列である.

2.4 JPEG 符号化・復号化モデル

劣化画像 \mathbf{y} の符号画像 \mathbf{z}_y は, 次式で与えられる.

$$\mathbf{z}_y = \mathbf{Q}[\mathbf{C}\mathbf{y}] \quad (2.13)$$

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

符号画像 \mathbf{z}_y の復号画像 $\hat{\mathbf{y}}$ は, 次式で与えられる.

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{C}^{-1}\mathbf{Q}^{-1}[\mathbf{z}_y] \quad (2.14)$$

ここで, \mathbf{C}^{-1} は画像全体に対するサイズ 8×8 画素のブロック離散コサイン逆変換, $\mathbf{Q}^{-1}[\]$ は逆量子化を表す.

2.5 複合的な劣化過程モデル

空間的な劣化と, JPEG 符号化・復号化とにより画像が複合的な劣化を受ける場合, 複合的な劣化過程モデルを考える必要がある. 式 (2.13) 及び式 (2.14) より,

$$\hat{\mathbf{y}} = \mathbf{C}^{-1}\mathbf{Q}^{-1}[\mathbf{Q}[\mathbf{C}\mathbf{y}]] \quad (2.15)$$

となる. ここで, C は画像全体に対するサイズ 8×8 のブロック離散コサイン変換, $Q[]$ は量子化, C^{-1} は画像全体に対するサイズ 8×8 画素のブロック離散コサイン逆変換, $Q^{-1}[]$ は逆量子化を示しており, 量子化 $Q[]$ 及び逆量子化 $Q^{-1}[]$ が行われることにより, 量子化ノイズ \mathbf{v} が生じるため, 式 (2.15) は以下のようなになる.

$$\hat{\mathbf{y}} = C^{-1} (C\mathbf{y} + \mathbf{v}) \quad (2.16)$$

また, 上式に式 (2.10) を代入することにより,

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{y}} &= C^{-1} \{C(B\mathbf{x} + \mathbf{u}) + \mathbf{v}\} \\ &= B\mathbf{x} + \mathbf{u} + C^{-1}\mathbf{v} \end{aligned} \quad (2.17)$$

となる. ここで, 本研究で扱う劣化 JPEG 画像は, 量子化ノイズ \mathbf{v} に比べて観測時付加ノイズ \mathbf{u} が十分小さいものを想定していることから, 観測時付加ノイズ \mathbf{u} を無視できるものとみなし,

$$\hat{\mathbf{y}} = B\mathbf{x} + C^{-1}\mathbf{v} \quad (2.18)$$

と仮定する. つまり, 原画像 \mathbf{x} が空間的劣化 (B) を受け, さらに量子化ノイズ \mathbf{v} をブロック離散コサイン逆変換したものが加わり, 復号画像 (劣化 JPEG 画像) $\hat{\mathbf{y}}$ が得られると解釈できる. 量子化ノイズ \mathbf{v} の自己共分散行列を R_v とすると,

$$R_v = E[\mathbf{v}\mathbf{v}^T] = \text{Diagonal} \quad (2.19)$$

となる.

2.6 複合的な劣化過程のスペクトル特性

前節で示した, 空間的な劣化と JPEG 符号化・復号化による複合的な劣化過程のスペクトル特性について示す. 図 2.3 は, 原画像 (図 2.3(a)) を鉛直下向き方向に 10 画素の長さ ($L = 10$) で運動劣化することにより得られた運動劣化画像 (図 2.3(b)) に対し, さらに JPEG 符号化・復号化を行って得られた運動劣化 JPEG 画像 (図 2.3(c)) を示している. また, 原画像 (図 2.3(a)) の DCT スペクトルを図 2.3(d) に, 運動劣化画像 (図 2.3(b)) の DCT スペクトルを図 2.3(e) に, 運動劣化 JPEG 画像 (図 2.3(c)) の DCT スペクトルを図 2.3(f) に示す. 図 2.3 より, JPEG 符号化・復号化によって高周波数成分が低下していることがわかる. 図 2.4 は, 従来法の復元処理過程における, 原画像 (Lena), 運動劣化画像 ($L = 10$) 運動劣化 JPEG 画像 ($L = 10$) のパワースペクトルを示している. 図 2.4 は, 運動劣化画像 ($L = 10$) と運動劣化 JPEG 画像 ($L = 10$) のパワースペクトルを示しており, JPEG 符号化・復号化における量子化ノイズの影響により, 中周波数から高周波数領

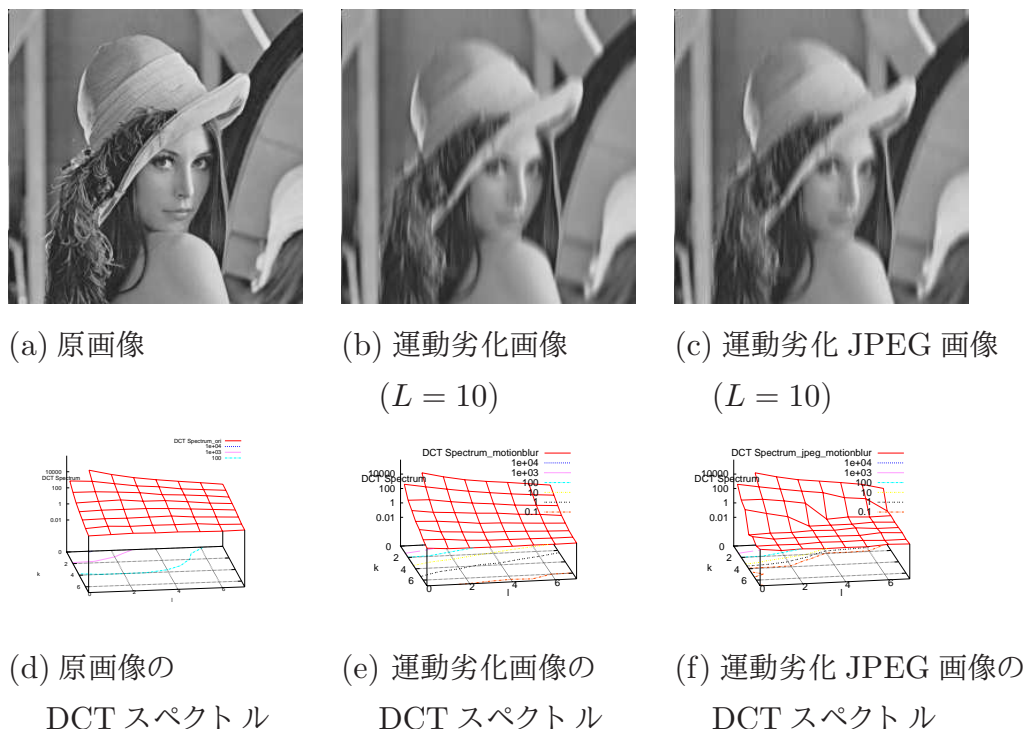


図 2.3 運動劣化 JPEG 過程の DCT スペクトル (Lena)

域での、運動劣化 JPEG 画像のパワースペクトルが、運動劣化画像のパワースペクトルよりも高くなっている。

2.7 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 [10] と判別基準法 [18] に基づく閾値処理により行う。

コンパス・オペレータ

コンパス・オペレータを、原画像 $\{x_{m,n}\}$ に、適用する。

$$\phi_{m,n} = \arg \max_{\theta \in \Theta} \left| \sum_{k=-1}^1 \sum_{l=-1}^1 c_{k,l}(\theta) x_{m-k,n-l} \right| \quad (2.20)$$

$$\Theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\} \quad (2.21)$$

$$t_{m,n} = \left| \sum_{k=-1}^1 \sum_{l=-1}^1 c_{k,l}(\phi_{m,n}) x_{m-k,n-l} \right| \quad (2.22)$$

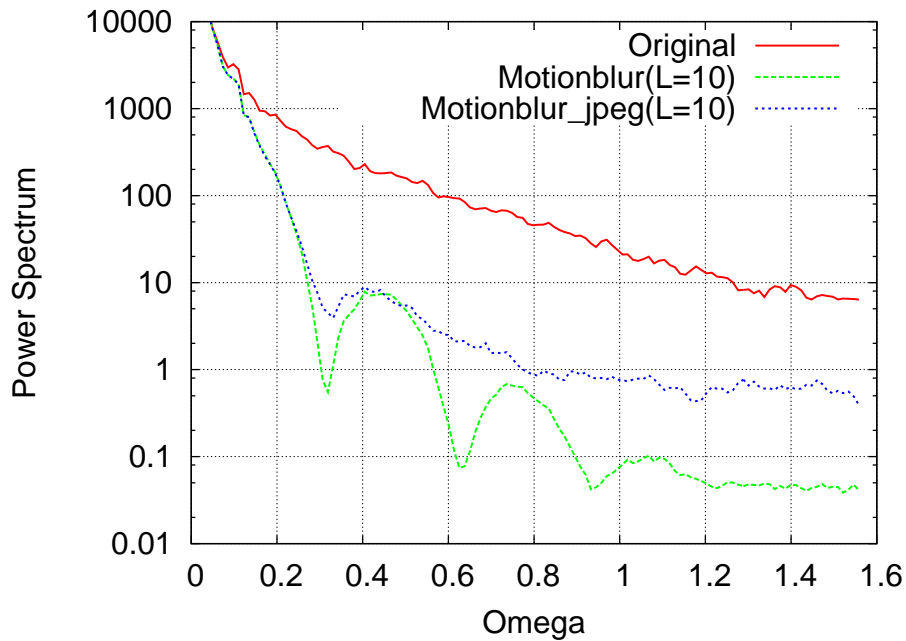


図 2.4 運動劣化 JPEG 過程のパワースペクトル

表 2.1 白色化フィルタ

			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 2α	0 2α 0	2α 0 0	0 α 0
$a_{0,1}(\theta)$	$a_{0,0}(\theta)$	$a_{0,-1}(\theta)$	2α 0 2α	0 0 0	0 0 0	0 0 0	α 0 α
$a_{-1,1}(\theta)$	$a_{-1,0}(\theta)$	$a_{-1,-1}(\theta)$	0 0 0	2α 0 0	0 2α 0	0 0 2α	0 α 0

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、 $\{t_{m,n}\}$ 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、表 2.2 に示すコンパス・オペレータの係数である。

閾値処理

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 $\{t_{m,n}\}$ を閾値処理することにより得られる。なお、閾値 T は、判別基準法 [18] により決定する。

$$\theta(m,n) = \begin{cases} \phi_{m,n}, & t_{m,n} \geq T \quad (\text{エッジ領域}) \\ 360, & t_{m,n} < T \quad (\text{平坦領域}) \end{cases} \quad (2.23)$$

表 2.2 コンパス・オペレータ

			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	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 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 -2	1 0 -1	-2 -1 0

2.8 駆動白色ノイズの局所分散の推定

駆動白色ノイズ $\{w_{m,n}\}$ の局所分散 $\{\sigma_w^2(m,n)\}$ は、白色化フィルタ A の出力を、サイズ $(2W+1) \times (2W+1)$ の Welch ウィンドウ [19] を用いる局所平均により推定する。

$$\mathbf{w} = \mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x - A(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x) \quad (2.24)$$

上式の出力を $\hat{\mathbf{w}}$ とすると、

$$\hat{\mu}_w(m,n) = \sum_{k=-W}^W \sum_{l=-W}^W \bar{h}_{k,l} \hat{w}_{m+k,n+l} \quad (2.25)$$

$$\hat{\sigma}_w^2(m,n) = \max \left(\sum_{k=-W}^W \sum_{l=-W}^W \bar{h}_{k,l} \hat{w}_{m+k,n+l}^2 - \hat{\mu}_w^2(m,n), \epsilon \right) \quad (2.26)$$

ここで、 ϵ は、上式における駆動白色ノイズ $\{w_{m,n}\}$ の局所分散 $\{\sigma_w^2(m,n)\}$ 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閾値である。また、係数は $\{\bar{h}_{k,l}\}$ は、Welch の係数であり、次式で与えられる。

$$\bar{h}_{k,l} = \frac{h_{k,l}}{\sum_{i=-W}^W \sum_{j=-W}^W h_{i,j}} \quad (2.27)$$

$$h_{k,l} = \left\{ 1 - \left(\frac{k}{W+1} \right)^2 \right\} \left\{ 1 - \left(\frac{l}{W+1} \right)^2 \right\} \quad (2.28)$$

2.9 量子化ノイズの分散の推定

ブロック離散コサイン変換 (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 R_x を用いて, 次式で与えられる.

$$\begin{aligned} E[(CB\mathbf{x})(CB\mathbf{x})^T] &= CBE[\mathbf{x}\mathbf{x}^T]B^TC^T \\ &= CBR_xB^TC^T \end{aligned} \quad (2.29)$$

ブロック離散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 $\{\Delta_{k,l}\}$ の一様量子化が行われるとすると, 逆量子化後の各周波数 $\{\dot{u}_{k,l}(k, l = 0, 1, 2, \dots, 7)\}$ は, 次式で表される.

$$\dot{u}_{k,l} = \begin{cases} 0, & |u_{k,l}| \leq \frac{\Delta_{k,l}}{2} \\ \left(\left[\frac{u_{k,l} + \frac{\Delta_{k,l}}{2}}{\Delta_{k,l}} \right] \right) \Delta_{k,l}, & \frac{\Delta_{k,l}}{2} \leq |u_{k,l}| \end{cases} \quad (2.30)$$

ここで, $[\]$ はガウスの記号である. また, 次式で示すラプラス分布を仮定する. 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.

$$p_{u_{k,l}}(u) = \frac{\alpha_{k,l}}{2} e^{-\alpha_{k,l}|u|} \quad (2.31)$$

$$\sigma_{u_{k,l}}^2 = \frac{2}{\alpha_{k,l}^2} \quad (2.32)$$

量子化ノイズの分散は, 以下により求められる [6].

$$\begin{aligned} &E[(u_{k,l} - \dot{u}_{k,l})^2] \quad (2.33) \\ &= 2 \left\{ \int_0^{\frac{\Delta_{k,l}}{2}} u^2 p_{u_{k,l}}(u) du \right. \\ &\quad \left. + \lim_{N \rightarrow \infty} \sum_{n=1}^N \int_{(l-\frac{1}{2})\Delta_{k,l}}^{(l+\frac{1}{2})\Delta_{k,l}} (u - n\Delta_{k,l})^2 p_{u_{k,l}}(u) du \right\} \\ &= \frac{2}{\alpha_{k,l}^2} - \frac{\Delta_{k,l}}{\alpha_{k,l}} \frac{1}{\sinh\left(\frac{\alpha_{k,l}\Delta_{k,l}}{2}\right)} \end{aligned} \quad (2.34)$$

2.10 鮮明化の評価規準

ベイズの定理より，劣化 JPEG 画像 $\hat{\mathbf{y}}$ が与えられた場合の，原画像 \mathbf{x} の確率密度関数 $p(\mathbf{x}|\hat{\mathbf{y}})$ は，次式となる．

$$p(\mathbf{x}|\hat{\mathbf{y}}) = \frac{p(\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x})p(\mathbf{x})}{p(\hat{\mathbf{y}})} \quad (2.35)$$

ここで， $p(\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x})$ は原画像 \mathbf{x} が与えられた場合の，劣化 JPEG 画像 $\hat{\mathbf{y}}$ の確率密度関数， $p(\mathbf{x})$ は原画像 \mathbf{x} の確率密度関数， $p(\hat{\mathbf{y}})$ は劣化 JPEG 画像 $\hat{\mathbf{y}}$ の確率密度関数である．

上式において，劣化 JPEG 画像 $\hat{\mathbf{y}}$ の確率密度関数 $p(\hat{\mathbf{y}})$ は， $\hat{\mathbf{y}}$ が与えられた段階で定数となるので， $p(\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x})p(\mathbf{x})$ が最大となる \mathbf{x} を求めればよい．鮮明化画像 $\hat{\mathbf{x}}$ の評価基準 $J(\hat{\mathbf{x}})$ を上式右辺の分子の対数として定義する．

$$J(\hat{\mathbf{x}}) = -\ln p(\hat{\mathbf{y}}|\hat{\mathbf{x}})p(\hat{\mathbf{x}}) \quad (2.36)$$

まず，原画像 \mathbf{x} が与えられた場合の，劣化 JPEG 画像 $\hat{\mathbf{y}}$ の確率密度関数 $p(\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x})$ をガウス分布と仮定する．

$$p(\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{MN}{2}} |\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x}}|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(\hat{\mathbf{y}} - \boldsymbol{\mu}_{\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x}})^T \mathbf{R}_{\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x}}^{-1} (\hat{\mathbf{y}} - \boldsymbol{\mu}_{\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x}})} \quad (2.37)$$

ここで， M は垂直方向の画像サイズ， N は水平方向の画像サイズ， $\boldsymbol{\mu}_{\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x}}$ は，原画像 \mathbf{x} が与えられたという条件下での劣化 JPEG 画像 $\hat{\mathbf{y}}$ の平均を意味し， $\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x}}$ は，同様に，原画像 \mathbf{x} が与えられたという条件下での劣化 JPEG 画像 $\hat{\mathbf{y}}$ の自己共分散行列を意味する．平均 $\boldsymbol{\mu}_{\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x}}$ 及び，自己共分散行列 $\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x}}$ は，

$$\boldsymbol{\mu}_{\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x}} = E[\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x}] = \mathbf{B}\mathbf{x} \quad (2.38)$$

$$\mathbf{R}_{\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x}} = E[(\hat{\mathbf{y}} - \boldsymbol{\mu}_{\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x}})(\hat{\mathbf{y}} - \boldsymbol{\mu}_{\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x}})^T | \mathbf{x}] = \mathbf{C}^{-1} \mathbf{R}_v (\mathbf{C}^{-1})^T \quad (2.39)$$

となり，これらを式 (2.37) に代入すると，次式となる．

$$p(\hat{\mathbf{y}}|\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{MN}{2}} |\mathbf{C}^{-1} \mathbf{R}_v (\mathbf{C}^{-1})^T|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2} \{ \mathbf{C}(\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{B}\mathbf{x}) \}^T \mathbf{R}_v^{-1} \{ \mathbf{C}(\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{B}\mathbf{x}) \}} \quad (2.40)$$

また，原画像 \mathbf{x} の確率密度関数 $p(\mathbf{x})$ は，次式を用いる．つまり，原画像 \mathbf{x} に対してガウス分布を仮定する．

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{MN}{2}} |\mathbf{R}_x|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)^T \mathbf{R}_x^{-1} (\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)} \quad (2.41)$$

ここで、 $\boldsymbol{\mu}_x$ は原画像の平均を意味し、 \mathbf{R}_x は原画像 \mathbf{x} の自己共分散行列を意味する。自己共分散行列 \mathbf{R}_x は、

$$\mathbf{R}_x = E[(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)^T] = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{R}_w(\mathbf{A}^{-1})^T \quad (2.42)$$

となり、これを式 (2.41) に代入すると、次式となる。

$$p(\mathbf{x}) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{MN}{2}} |\mathbf{A}^{-1}\mathbf{R}_w(\mathbf{A}^{-1})^T|^{\frac{1}{2}}} e^{-\frac{1}{2}\{\mathbf{A}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)\}^T \mathbf{R}_w^{-1} \{\mathbf{A}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_x)\}} \quad (2.43)$$

以上より、鮮明化画像の評価基準 $J(\hat{\mathbf{x}})$ は、次式となる。

$$J(\hat{\mathbf{x}}) = \{\mathbf{C}(\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}})\}^T \mathbf{R}_v^{-1} \{\mathbf{C}(\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}})\} + \{\mathbf{A}(\hat{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}_x)\}^T \mathbf{R}_w^{-1} \{\mathbf{A}(\hat{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}_x)\} \quad (2.44)$$

上式第 1 項は、鮮明化画像 $\hat{\mathbf{x}}$ は、単純に復号した劣化 JPEG 画像 $\hat{\mathbf{y}}$ と、鮮明化画像 $\hat{\mathbf{x}}$ を空間劣化させた画像 $\mathbf{B}\hat{\mathbf{x}}$ との誤差をブロック離散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。

なお、正則化復元法による復元画像の評価規準では、第 1 項は復元画像の観測画像に対する忠実度、第 2 項は画像のなめらかさを評価する正則化項であり、通常、第 1 項と第 2 項とのバランスを制御するために、正則化係数を第 2 項に対する乗数として用いる。本提案法では、第 1 項のブロック離散コサイン変換領域での重みに相当する \mathbf{R}_v 、および第 2 項の空間領域での重みに相当する \mathbf{R}_w とにより、第 1 項と第 2 項とのバランスが制御されていると考えることができる。また、具体的には、空間的劣化や JPEG 圧縮による量子化ノイズの分散は、第 1 項の評価に関係するが、実際の鮮明化処理では、第 2 項で用いる原画像モデルにおける白色化フィルタの係数 α を調整することにより、評価規準の調整を行うことができる。

2.11 反復処理

鮮明化画像の評価規準 (式 (2.44)) に、共役勾配法を適用することにより、以下の反復的な鮮明化処理過程が得られる。

1. ∇J の計算

$$\mathbf{g}^{(k)} = \nabla J(\hat{\mathbf{x}}^{(k)}) \quad (2.45)$$

$$= -2\{\mathbf{B}^T \mathbf{C}^T \mathbf{R}_v^{-1} \mathbf{C}(\hat{\mathbf{y}} - \mathbf{B}\hat{\mathbf{x}}^{(k)}) - \mathbf{A}^T \mathbf{R}_w^{-1} \mathbf{A}(\hat{\mathbf{x}}^{(k)} - \boldsymbol{\mu}_x)\} \quad (2.46)$$

2. 収束判定

$$\text{IF } \|\mathbf{g}^{(k)}\|^2 < \epsilon \text{ THEN END} \quad (2.47)$$

3. 探索方向の計算

$$\mathbf{p}^{(k)} = \begin{cases} -\mathbf{g}^{(0)} & k = 0 \\ -\mathbf{g}^{(k)} + \beta^{(k)}\mathbf{p}^{(k-1)} & k \geq 1 \end{cases} \quad (2.48)$$

$$\beta^{(k)} = \frac{\|\mathbf{g}^{(k)}\|^2}{\|\mathbf{g}^{(k-1)}\|^2} \quad (2.49)$$

4. 鮮明化画像 $\hat{\mathbf{x}}^{(k)}$ の更新

$$\hat{\mathbf{x}}^{(k+1)} = \hat{\mathbf{x}}^{(k)} + \gamma^{(k)}\mathbf{p}^{(k)} \quad (2.50)$$

$$\gamma^{(k)} = \arg_{\gamma} \min J(\hat{\mathbf{x}}^{(k)} + \gamma\mathbf{p}^{(k)}) \quad (2.51)$$

$$\begin{aligned} &= -\frac{1}{2}\mathbf{g}^{(k)T}\mathbf{p}^{(k)} \\ &\quad / \{(\mathbf{CB}\mathbf{p}^{(k)})^T\mathbf{R}_v^{-1}(\mathbf{CB}\mathbf{p}^{(k)}) \\ &\quad + (\mathbf{A}\mathbf{p}^{(k)})^T\mathbf{R}_w^{-1}(\mathbf{A}\mathbf{p}^{(k)})\} \end{aligned} \quad (2.52)$$

GO TO (1)

2.12 鮮明化度合の評価量

鮮明化画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ を定量的に評価するために、原画像 $\{x_{m,n}\}$ と鮮明化画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ の誤差の自乗和を用いた。具体的には、式 (2.53) に示す ISNR(Improvement of Signal-to-Noise Ratio) を利用して、原画像 $\{x_{m,n}\}$ と劣化 JPEG 画像 $\{y_{m,n}\}$ との差の分散と、原画像 $\{x_{m,n}\}$ と鮮明化画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ との誤差の分散を用いて定量的な評価を行った。ISNR は、平均自乗誤差に基づく画質改善の評価値であり、人間の主観的な評価とは必ずしも一致しないが、ISNR の数値が高いほど鮮明化が良好に行われたことを意味する [16].

$$\text{ISNR}[\text{dB}] = 10 \log_{10} \frac{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} (y_{m,n} - x_{m,n})^2}{\sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} (\hat{x}_{m,n} - x_{m,n})^2} \quad (2.53)$$

2.13 むすび

本章では、空間的な劣化と JPEG 符号化・復号化による劣化を受けた劣化 JPEG 画像に対する鮮明化手法について述べた。劣化 JPEG 画像の画像観測過程を、空間的な劣化

と，ブロック離散コサイン変換領域での量子化とによりモデル化し，評価規準に基づく鮮明化手法を提案した．

鮮明化処理アルゴリズムでは，焦点ずれや運動劣化などの空間的な劣化だけでなく，JPEG 符号化・復号化を画像の劣化過程に取り入れるために，ブロック離散コサイン変換領域での量子化ノイズの分散を考慮するとともに，悪条件問題に対する正則化として，エッジの位置および方向を考慮した予測フィルタを用いた．

本手法を用いて焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化実験を行った結果を第 3 章に，運動劣化 JPEG 画像の鮮明化実験を行った結果を第 4 章にそれぞれ示し，本手法の有効性を評価する．

第 3 章

焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化

3.1 まえがき

本章では，第 2 章で述べた劣化 JPEG 画像の鮮明化の原理に沿い，焦点ずれ劣化と JPEG 符号化・復号化の複合的な劣化を受けた焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化手法について述べる．

藤田らは，これまでの焦点ずれ劣化画像の鮮明化の研究として，焦点ずれ劣化画像からエッジ情報を抽出し，そのエッジ情報に基づいて鮮明化を行うエッジ適応型反復法 [12] を提案している．しかしながら，この手法は JPEG 符号化・復号化を考慮しておらず，焦点ずれ劣化した JPEG 画像に従来法を適用すると，ノイズを増幅させてしまい，良好な復元画像が得られない．そこで，従来法 [12] を発展させ，JPEG 符号化・復号化におけるブロック離散コサイン変換領域での量子化 [6] を考慮した焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化手法を提案し，その有効性を検討する．

3.2 焦点ずれ劣化モデル

焦点ずれ劣化は，図 3.1 に示すとおり，カメラのピント外れによって，点光源が円状の点拡がり関数に拡がる劣化である．その円の半径を焦点ずれ半径 R とする．

焦点ずれ劣化として，次式に示す画像全体が一様に劣化するモデルを仮定する．

$$\mathbf{y} = \mathbf{B}\mathbf{x} \quad (3.1)$$

$$y_{m,n} = \sum_{(k,l) \in S_B} b_{k,l} x_{m-k,n-l} \quad (3.2)$$

ここで， $\{x_{m,n}\}$ は焦点ずれ劣化していない原画像， \mathbf{x} は $\{x_{m,n}\}$ をラスタースキャン

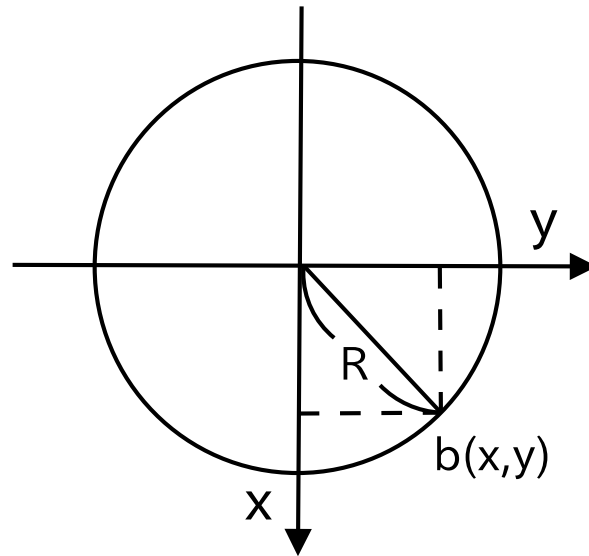


図 3.1 焦点ずれ劣化の点拡がり関数の模式図

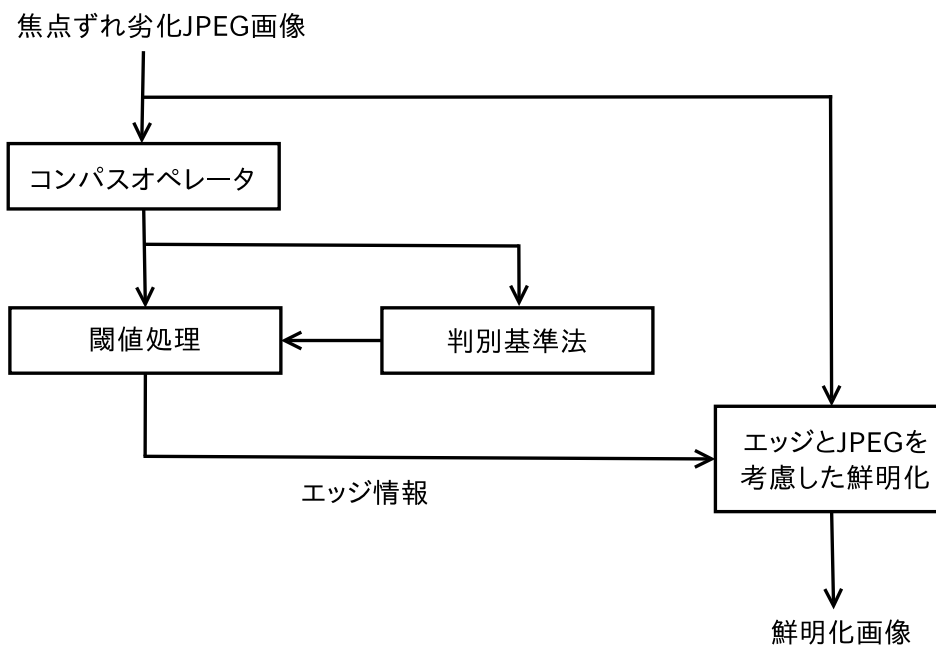


図 3.2 鮮明化処理のフローチャート

式に並べた列ベクトル, $\{y_{m,n}\}$ は焦点ずれ劣化画像, \mathbf{y} は $\{y_{m,n}\}$ をラスタースキャン式に並べた列ベクトル, \mathbf{B} は焦点ずれ劣化を作用する行列, $\{b_{k,l}\}$ は焦点ずれ劣化を作用する線形係数を表す. 焦点ずれ劣化を作用する線形係数 $\{b_{k,l}\}$ は, 次式で与えられる.

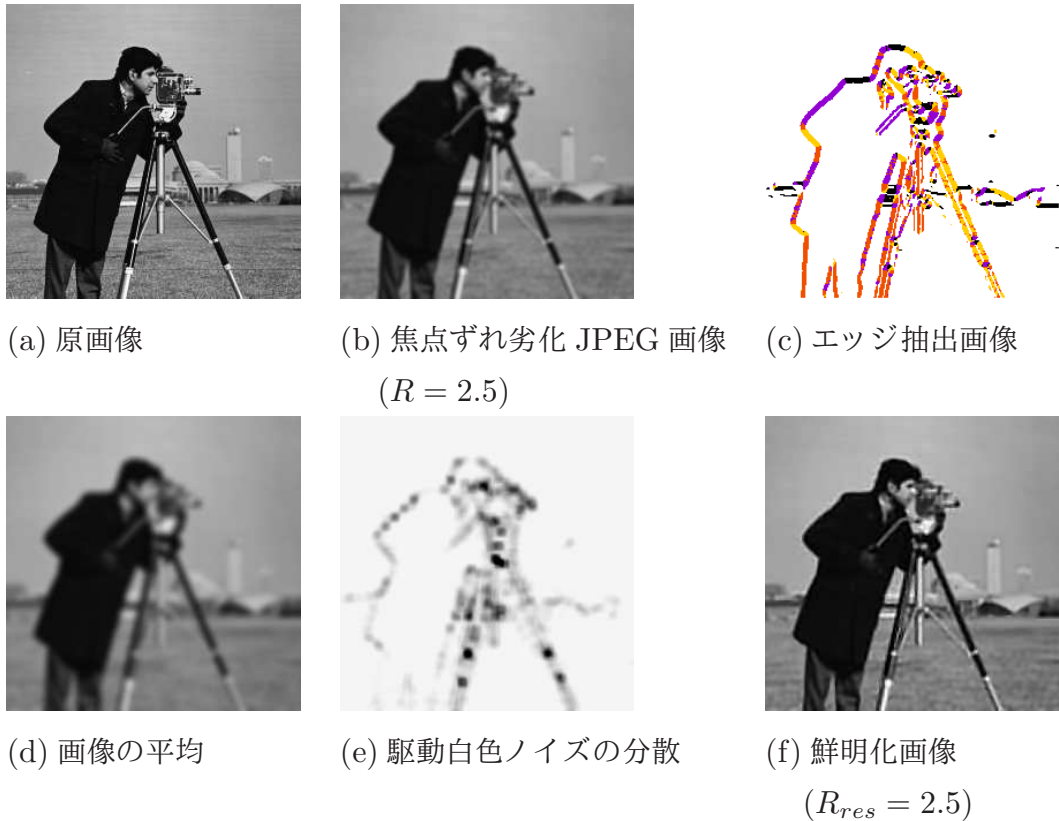


図 3.3 焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化処理過程

$$b_{k,l} = \int_{k-\frac{1}{2}}^{k+\frac{1}{2}} \int_{l-\frac{1}{2}}^{l+\frac{1}{2}} b(x,y) dx dy \quad (3.3)$$

また，焦点ずれ劣化の点拡がり関数 $b(x,y)$ は，

$$b(x,y) = \begin{cases} \frac{1}{\pi R^2}, & \sqrt{x^2 + y^2} \leq R \\ 0, & elsewhere \end{cases} \quad (3.4)$$

で表される．ここで， R は焦点ずれ劣化を表す点拡がり関数の半径を表す．なお，式 (3.3) の右辺は解析的に求め正確な値を用いた．

3.3 焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化

3.3.1 鮮明化の処理手順

焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化処理手順は，図 3.2 のフローチャートに示すとおりであり，以下の処理手順により鮮明化を行う．

- ・ 原画像 (図 3.3(a)) に式 (3.1) を適用し, 焦点ずれ劣化画像 y を生成する.
- ・ 焦点ずれ劣化画像 y に対して, 式 (2.13) 及び式 (2.14) により JPEG 符号化・復号化を行い, 焦点ずれ劣化 JPEG 画像 \hat{y} (図 3.3(b)) を得る.
- ・ 焦点ずれ劣化 JPEG 画像 \hat{y} から, 式 (2.20), 式 (2.22), 式 (2.23) を用いてエッジ情報 (図 3.3(c)) を抽出する. 図 3.3(c) のエッジ情報は, $\theta(m, n) = 0^\circ$ を黒色, $\theta(m, n) = 45^\circ$ を紫色, $\theta(m, n) = 90^\circ$ を橙色, $\theta(m, n) = 135^\circ$ を黄色, $\theta(m, n) = 360^\circ$ を白色に対応させて表示している.
- ・ 焦点ずれ劣化 JPEG 画像 \hat{y} から平均 μ_y (図 3.3(d)) を推定する.
- ・ 焦点ずれ劣化 JPEG 画像 \hat{y} に白色化フィルタを作用させた出力 $A(\hat{y} - \mu_y)$ から, 原画像の駆動白色ノイズの分散行列 R_w (図 3.3(e)) を推定する. 図 3.3(e) の駆動白色ノイズの分散は, 黒色が駆動白色ノイズの大きな分散, 白色が駆動白色ノイズの小さな分散を示している.
- ・ ブロック離散コサイン変換領域での量子化ノイズの分散 R_v を推定する.
- ・ 評価規準 $J(\hat{x})$ を最小化する鮮明化画像 \hat{x} (図 3.3(f)) を共役勾配法を用いて, 反復的に求める.

3.3.2 計算機実験

本手法の有効性を確認するため, 計算機実験を行った. 原画像 (図 3.4(a)) に対して, 焦点ずれ半径 $R = 2.5$ として焦点ずれ劣化した画像に JPEG 符号化 (0.509[bpp]) を行い, その復号画像つまり焦点ずれ劣化 JPEG 画像 (図 3.4(b)) を生成した.

まず, 従来のエッジ適応型反復法 [12] による処理結果を示す. 焦点ずれ劣化 JPEG 画像 (図 3.4(b)) から, 従来法 [12] により復元した画像が図 3.4(c) であり, 復元画像 (図 3.4(c)) と原画像 (図 3.4(a)) との自乗誤差を濃淡で図示したものが, 図 3.4(e) である. 図 3.4(e) の濃淡表示では, 黒が大きな自乗誤差, 白が小さな自乗誤差に対応している. また, 従来法による復元画像 (図 3.4(c)) の顔の部分拡大した画像を図 3.4(g) に示す. 図 3.4(c), (e), (g) より, 焦点ずれ劣化 JPEG 画像に対して, 従来法 [12] により JPEG 符号化・復号化を考慮せずに劣化画像復元を行ったのでは, ノイズを増大させてしまい, 良好な復元画像が得られないことがわかる.

つぎに, 提案手法による処理結果を示す. 焦点ずれ劣化 JPEG 画像 (図 3.4(b)) から, 提案法を用いて鮮明化した画像が図 3.4(d) であり, 鮮明化画像 (図 3.4(d)) と原画像 (図 3.4(a)) との自乗誤差を図 3.4(e) と同様にして濃淡で図示したものが, 図 3.4(f) である. また, 鮮明化画像 (図 3.4(d)) の顔の部分拡大した画像を図 3.4(h) に示す. 従来法による誤差画像 (図 3.4(e)) と提案法による誤差画像 (図 3.4(f)) とを比較すると, 提案法では顕著なノイズの増大は見られず, 焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化が良好に行われている.

ることがわかる。

従来法による復元画像 (図 3.4(e)) の ISNR が $-1.363[\text{dB}]$ であるのに対し、提案手法による鮮明化画像 (図 3.4(f)) の ISNR が $1.270[\text{dB}]$ 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る。

原画像 (図 3.4(a))、焦点ずれ劣化 JPEG 画像 (図 3.4(b))、従来法による復元画像 (図 3.4(e))、提案法による鮮明化画像 (図 3.4(f)) の輝度値プロファイルを図 3.5 に示す。横軸は画像水平方向の座標値を示しており、縦軸はその座標 (画素) の輝度値を示している。画像の平坦領域においては、従来法による復元画像では、ノイズの増強が顕著であるのに対し、提案法による鮮明化画像では、ノイズの増強を抑えられていることがわかる。また、エッジ近傍においては、提案法による鮮明化画像のエッジの立ち上がりは、原画像のエッジの立ち上がりと比較して殆ど差はなく、エッジの立ち上がりを保持したまま、ノイズの増強を抑制していることがわかる。また、従来法による鮮明化画像では、オーバシュートなどが発生していることがわかる。

なお、提案手法の α, W は、図 3.4 の計算機実験 (Lena, $R = 2.5$) において ISNR が最大となる値 ($\alpha = 0.235, W = 4$) を用いた (図 3.6 参照)。以下の鮮明化実験においても、同じ値を用いた。

図 3.7 は、原画像 (図 3.7(a))、焦点ずれ劣化 JPEG 画像 (図 3.7(b))、提案法による鮮明化画像 (図 3.7(c)) と、図 3.7(a),(b),(c) のそれぞれの画像に対応する DCT スペクトル (図 3.7(d),(e),(f)) を示している。焦点ずれ劣化 JPEG 画像の DCT スペクトル (図 3.7(e)) は、原画像の DCT スペクトル (図 3.7(d)) に比べると、高周波数領域において低下が認められるが、鮮明化画像の DCT スペクトル (図 3.7(f)) は高周波数領域が回復し、原画像に近い DCT スペクトルを有していることがわかる。また、図 3.8 に原画像、焦点ずれ劣化 JPEG 画像、鮮明化画像のパワースペクトルを示している。焦点ずれ劣化 JPEG 画像のパワースペクトルは、ほぼ全周波数領域においてパワーが低下しているのに対し、鮮明化画像のパワースペクトルは、パワーの向上が認められる。

他の画像 (House, Baboon) に対して、同様の計算機実験を行った結果を表 3.1, 図 3.9, 図 3.10 に示す。図 3.9 において、平坦領域とエッジが主要な部分となる House 画像では、従来法による復元画像では、エッジの近傍にアーティファクトが目立つが、提案法による鮮明化画像では、それらが抑制できていることがわかる。図 3.10 において、細かな点や線が主要な部分となる Baboon 画像では、従来法による復元画像と提案法による鮮明化画像とでは、鼻の部分の拡大画像を見ると、従来法による復元画像では一様にノイズが顕著であるが、提案法による鮮明化画像ではノイズが抑制されていることがわかる。

また、図 3.4(a), 図 3.9(a), 図 3.10(a) の原画像について、圧縮率 (量子化テーブル) を変化させて実験を行った結果の ISNR を、図 3.11 に示す。細かな点や線が主要な部分となる Baboon 画像では、エントロピーの変化に対して、ISNR の変化は緩やかであるが、

表 3.1 計算機実験結果

Image	R [pixel]	Entropy [bpp]	Conventional ISNR[dB]	Proposed ISNR[dB]
Lena	2.5	0.509	-1.363	1.270
House	2.5	0.387	0.434	1.499
Baboon	2.5	0.527	0.066	0.371

表 3.2 各量子化テーブルに対する画像の圧縮率

Image	テーブル 1 Entropy [bpp]	テーブル 2 Entropy [bpp]	テーブル 3 Entropy [bpp]	テーブル 4 Entropy [bpp]
Lena	0.359	0.509	0.631	0.890
House	0.272	0.387	0.472	0.670
Baboon	0.357	0.527	0.668	0.936

表 3.3 量子化テーブル 1

	l=0	l=1	l=2	l=3	l=4	l=5	l=6	l=7
k=0	16	22	20	32	48	80	102	122
k=1	24	24	28	38	52	116	120	110
k=2	28	26	32	48	80	114	138	112
k=3	28	34	44	58	102	174	160	124
k=4	36	44	74	112	136	218	206	154
k=5	48	70	70	128	162	208	226	184
k=6	98	128	156	174	206	242	240	202
k=7	144	184	190	196	224	200	206	198

Lena 画像や House 画像では、エントロピーの変化に対して、ISNR の変化が大きくなっている。また、圧縮率が小さい画像ほど、鮮明化の効果が大きいことがわかる。表 3.3 から表 3.6 は、量子化テーブルの例を示しており、各量子化テーブルに対する、各画像の圧縮率は、表 3.2 のとおりである。

図 3.12, 図 3.13, 図 3.14 は、異なる焦点ずれ半径 R を用いた鮮明化実験の結果を示している。原画像 (Lena, House, Baboon) に対して、焦点ずれ半径 $R = 2.5, 3.0, 3.5, 4.0$

表 3.4 量子化テーブル 2(JPEG 推奨)

	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=7	72	92	95	98	112	100	103	99

表 3.5 量子化テーブル 3

	l=0	l=1	l=2	l=3	l=4	l=5	l=6	l=7
k=0	12	8	8	8	9	8	12	9
k=1	9	12	11	11	10	11	11	15
k=2	15	12	12	15	15	18	13	13
k=3	15	13	13	18	11	12	12	12
k=4	12	12	12	11	12	12	12	12
k=5	12	12	12	12	12	12	12	12
k=6	12	12	12	12	12	12	12	12
k=7	12	12	12	12	12	12	12	12

を用いて焦点ずれ劣化 JPEG 画像を生成し、それぞれ劣化に用いた R と同じ値を用いて鮮明化処理を行った。焦点ずれ半径 R が大きくなるにつれて、鮮明化画像に劣化が残る傾向が見られるが、いずれも鮮明化の効果が確認できることから、本鮮明化手法により、捜査上有用な画像情報を得ることが可能と考える。

3.4 むすび

本章では、焦点ずれ劣化と JPEG 符号化・復号化の複合的な劣化を受けた焦点ずれ劣化 JPEG 画像に対する鮮明化手法の提案を行った。焦点ずれ劣化 JPEG 画像の画像観測過程を、焦点ずれ劣化という空間的な劣化と、ブロック離散コサイン変換領域での量子化ノイズの付加とによりモデル化し、鮮明化画像の評価規準を考察し、それに共役勾配法を

表 3.6 量子化テーブル 4

	l=0	l=1	l=2	l=3	l=4	l=5	l=6	l=7
k=0	5	3	4	4	4	3	5	4
k=1	4	4	5	5	5	6	7	12
k=2	8	7	7	7	7	15	11	11
k=3	9	12	11	15	12	12	11	15
k=4	11	11	13	16	28	17	13	14
k=5	26	15	11	11	18	21	18	26
k=6	29	29	31	31	31	13	17	22
k=7	24	22	30	24	28	30	31	30

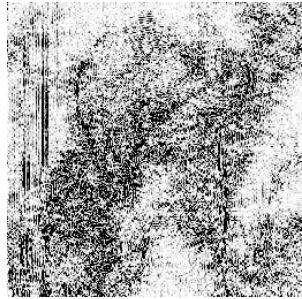
適用することによる反復的な鮮明化処理法を提案した。また、計算機シミュレーションでは、JPEG 符号化・復号化を考慮しない従来の劣化画像復元法を、劣化 JPEG 画像に適用した場合、ノイズ増幅誤差が大きいのが、提案法ではノイズ増幅誤差を抑えた鮮明化画像が得られることを示した。



(a) 原画像

(b) 焦点ずれ劣化 JPEG 画像
($R = 2.5$, $0.509[\text{bpp}]$)

(c) 従来法による復元画像

(d) 提案法による鮮明化画像
($\alpha = 0.235$, $W = 4$)

(e) 従来法による自乗誤差画像



(f) 提案法による自乗誤差画像

(g) 従来法による復元画像の
拡大画像(h) 提案法による鮮明化画像の
拡大画像

図 3.4 鮮明化処理実験結果 (Lena)

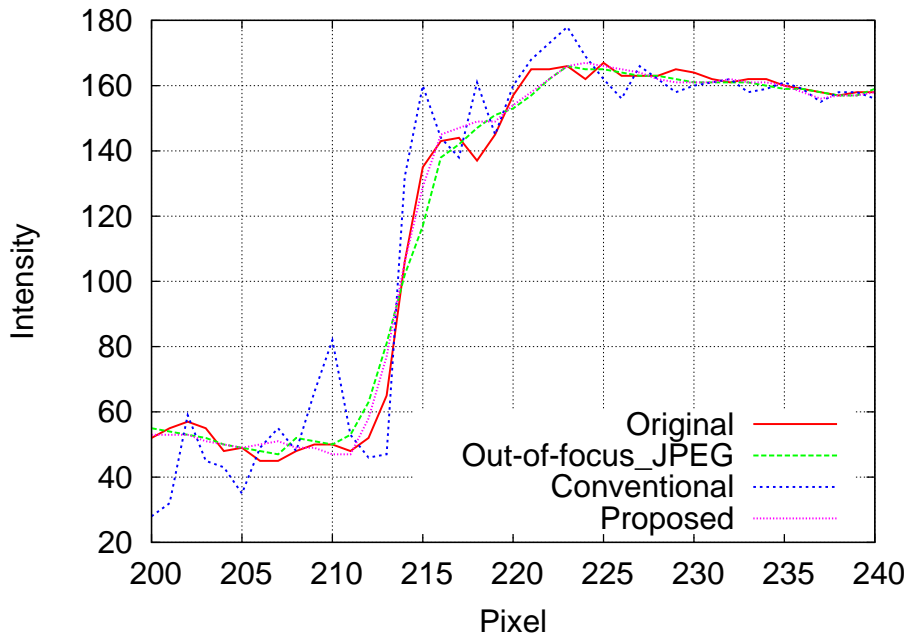


図 3.5 Lena 画像の輝度値プロファイル

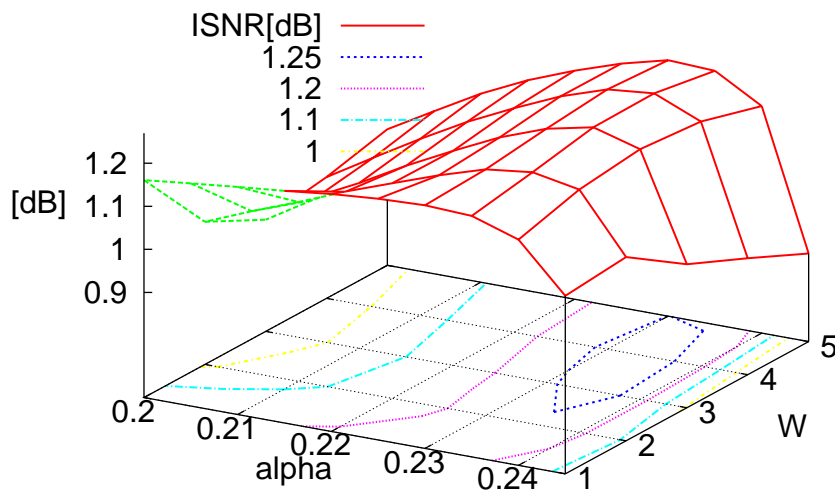


図 3.6 ISNR の α, W に対する変化

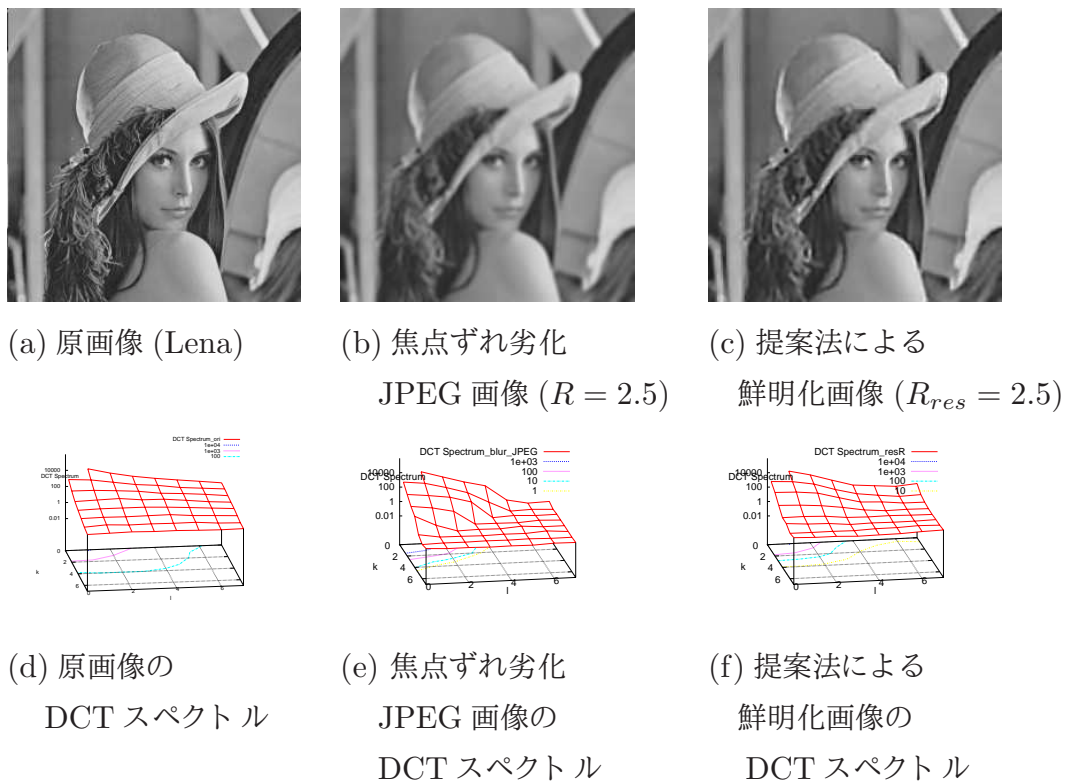


図 3.7 鮮明化画像の DCT スペクトル (Lena)

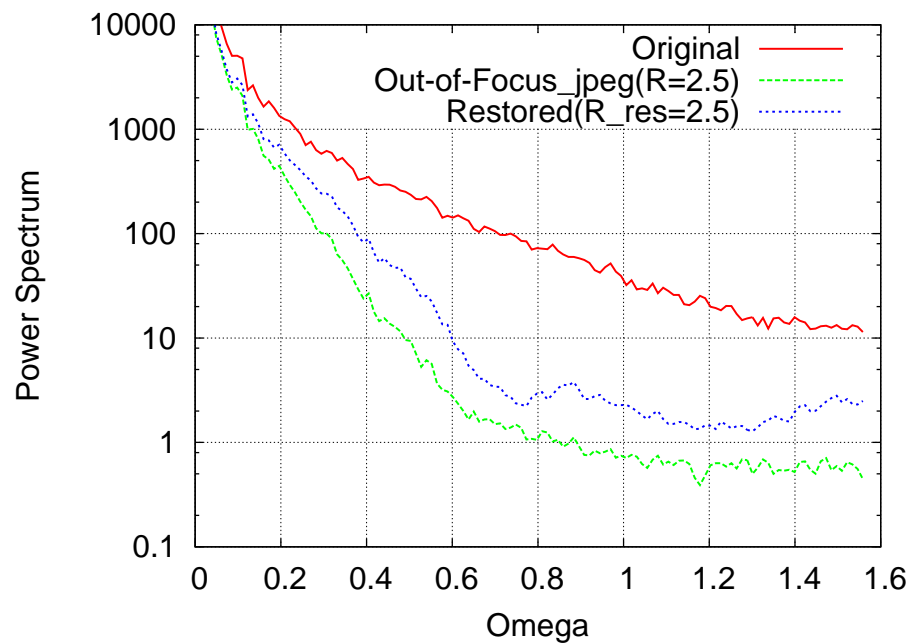


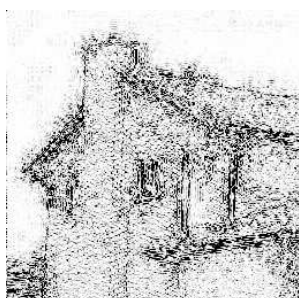
図 3.8 焦点ずれ劣化 JPEG 過程のパワースペクトル



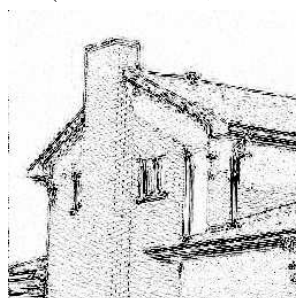
(a) 原画像

(b) 焦点ずれ劣化 JPEG 画像
($R = 2.5, 0.386[\text{bpp}]$)

(c) 従来法による復元画像

(d) 提案法による鮮明化画像
($\alpha = 0.235, W = 4$)

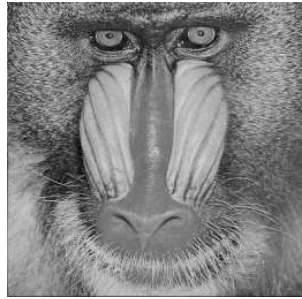
(e) 従来法による自乗誤差画像



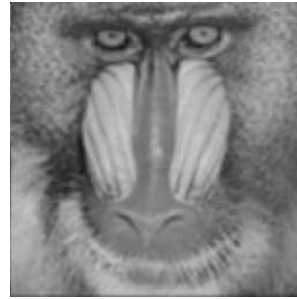
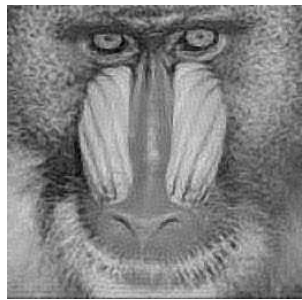
(f) 提案法による自乗誤差画像

(g) 従来法による復元画像の
拡大画像(h) 提案法による鮮明化画像の
拡大画像

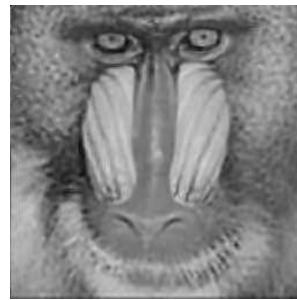
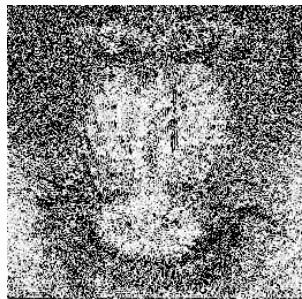
図 3.9 鮮明化処理実験結果 (House)



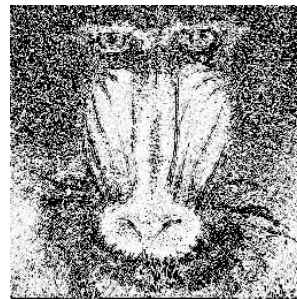
(a) 原画像

(b) 焦点ずれ劣化 JPEG 画像
($R = 2.5, 0.526[\text{bpp}]$)

(c) 従来法による復元画像

(d) 提案法による鮮明化画像
($\alpha = 0.235, W = 4$)

(e) 従来法による自乗誤差画像



(f) 提案法による自乗誤差画像

(g) 従来法による復元画像の
拡大画像(h) 提案法による鮮明化画像の
拡大画像

図 3.10 鮮明化処理実験結果 (Baboon)

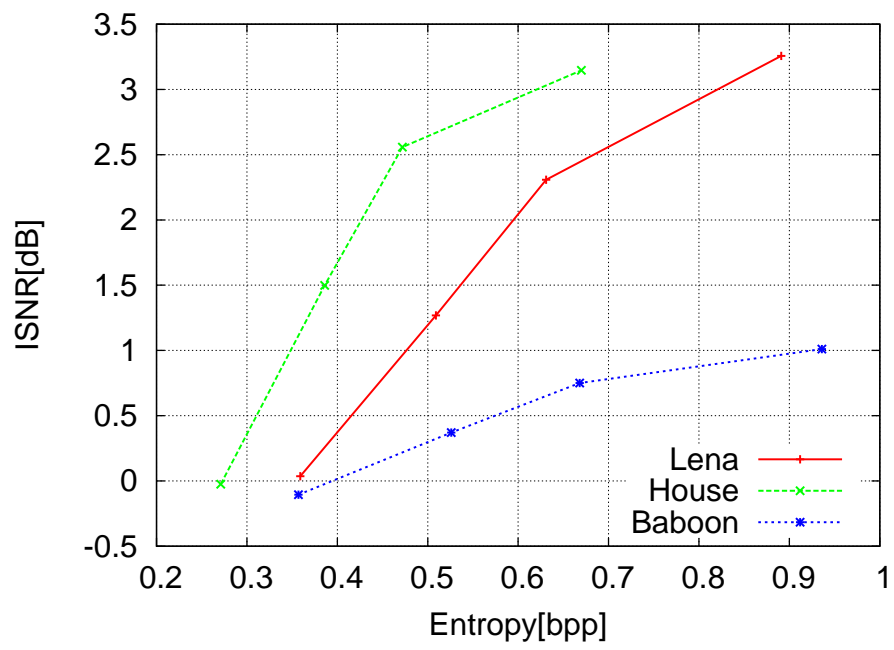
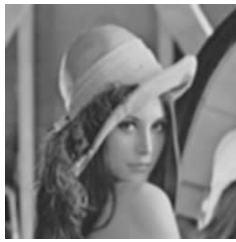


図 3.11 Entropy と ISNR の関係



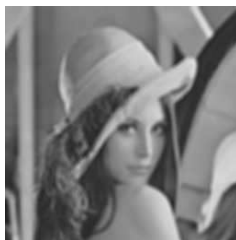
(a) 焦点ずれ JPEG 画像
($R = 2.5$, $0.509[\text{bpp}]$)



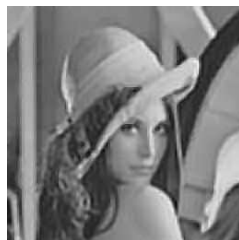
(b) 鮮明化画像
($ISNR = 1.35[\text{dB}]$)



(c) 自乗誤差画像



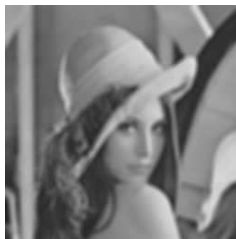
(d) 焦点ずれ JPEG 画像
($R = 3.0$, $0.466[\text{bpp}]$)



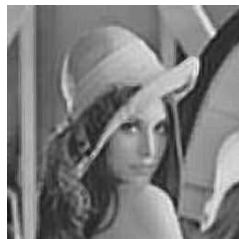
(e) 鮮明化画像
($ISNR = 1.22[\text{dB}]$)



(f) 自乗誤差画像



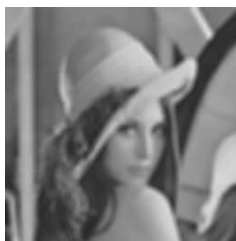
(g) 焦点ずれ JPEG 画像
($R = 3.5$, $0.439[\text{bpp}]$)



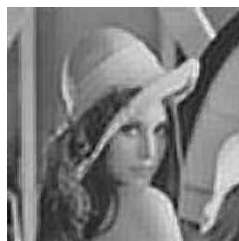
(h) 鮮明化画像
($ISNR = 1.40[\text{dB}]$)



(i) 自乗誤差画像



(j) 焦点ずれ JPEG 画像
($R = 4.0$, $0.415[\text{bpp}]$)



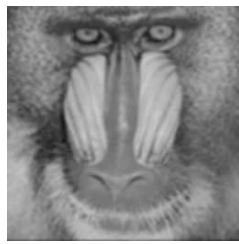
(k) 鮮明化画像
($ISNR = 1.27[\text{dB}]$)



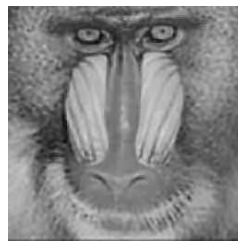
(l) 自乗誤差画像

図 3.12 異なる焦点ずれ半径 R を用いた鮮明化実験結果 (Lena)

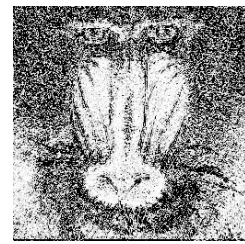
図 3.13 異なる焦点ずれ半径 R を用いた鮮明化実験結果 (House)



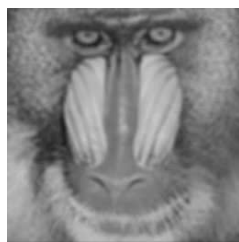
(a) 焦点ずれ JPEG 画像
($R = 2.5$, $0.527[\text{bpp}]$)



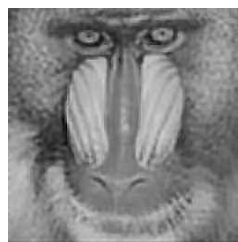
(b) 鮮明化画像
($ISNR = 0.357[\text{dB}]$)



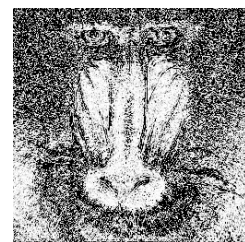
(c) 自乗誤差画像



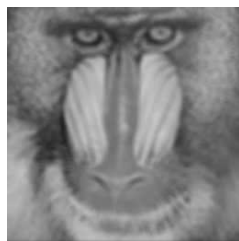
(d) 焦点ずれ JPEG 画像
($R = 3.0$, $0.458[\text{bpp}]$)



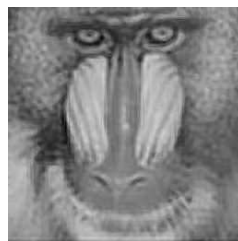
(e) 鮮明化画像
($ISNR = 0.301[\text{dB}]$)



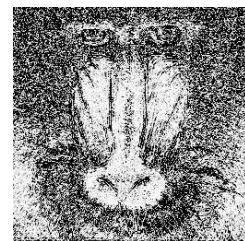
(f) 自乗誤差画像



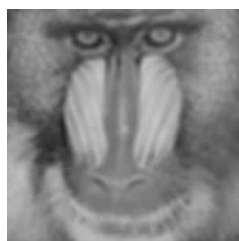
(g) 焦点ずれ JPEG 画像
($R = 3.5$, $0.416[\text{bpp}]$)



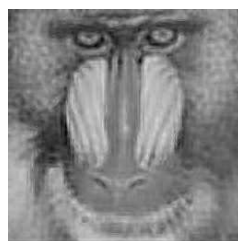
(h) 鮮明化画像
($ISNR = 0.391[\text{dB}]$)



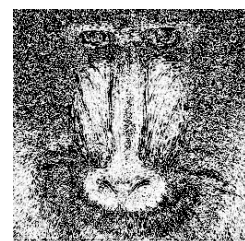
(i) 自乗誤差画像



(j) 焦点ずれ JPEG 画像
($R = 4.0$, $0.382[\text{bpp}]$)



(k) 鮮明化画像
($ISNR = 0.322[\text{dB}]$)



(l) 自乗誤差画像

図 3.14 異なる焦点ずれ半径 R を用いた鮮明化実験結果 (Baboon)

第 4 章

運動劣化 JPEG 画像の鮮明化

4.1 まえがき

本章では，第 2 章の鮮明化の原理に沿い，運動劣化と JPEG 符号化・復号化による複合的な劣化を受けた運動劣化 JPEG 画像に対する鮮明化手法について述べる．劣化過程を空間的な劣化の一つである運動劣化と，ブロック離散コサイン変換領域での量子化ノイズの付加とによりモデル化し，鮮明化画像の評価規準を共役勾配法を適用することによる反復的な鮮明化処理法 [20] を提案し，その有効性を検討する．

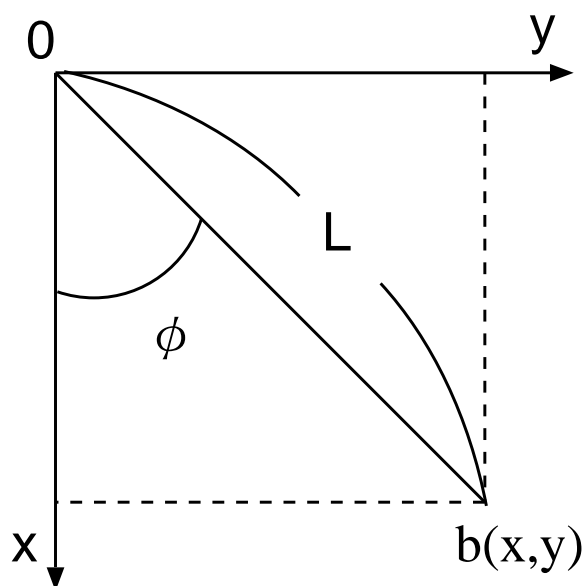


図 4.1 運動劣化の点拡がり関数の模式図

4.2 運動劣化モデル

運動劣化は、図 4.1 に示すとおり、被写体とカメラレンズとの相対運動や手ぶれによって、点光源が線分状の点拡がり関数にのびる劣化である。その線分の長さを運動劣化の長さ L 、線分と x 軸との角度を運動劣化の角度 ϕ とする。

被写体とカメラレンズとの相対運動による運動劣化として、次式に示す画像全体が一様に任意方向に劣化するモデルを仮定する。

$$\mathbf{y} = \mathbf{B}\mathbf{x} \quad (4.1)$$

$$y_{m,n} = \sum_{k,l} b_{k,l} x_{m-k,n-l} \quad (4.2)$$

ここで、 $\{x_{m,n}\}$ は運動劣化していない原画像、 \mathbf{x} は $\{x_{m,n}\}$ をラスタースキャン式に並べた列ベクトル、 $\{y_{m,n}\}$ は運動劣化画像、 \mathbf{y} は $\{y_{m,n}\}$ をラスタースキャン式に並べた列ベクトル、 \mathbf{B} は運動劣化を作用する行列、 $\{b_{k,l}\}$ は運動劣化を作用する線形係数を表す。運動劣化を作用する線形係数 $\{b_{k,l}\}$ は、次式で与えられる。

$$b_{k,l} = \int_{k-\frac{1}{2}}^{k+\frac{1}{2}} \int_{l-\frac{1}{2}}^{l+\frac{1}{2}} b(x,y) dx dy \quad (4.3)$$

また、運動劣化の点拡がり関数 $b(x,y)$ は、

$$b(x,y) = \frac{1}{L} \delta(x \sin \phi - y \cos \phi) \{u(x \cos \phi + y \sin \phi) - u(x \cos \phi + y \sin \phi - L)\} \quad (4.4)$$

で表される。ここで、 L は運動劣化の長さ、 $u()$ はステップ関数、 ϕ は x 軸と運動劣化の点拡がり関数である線分との角度を表す (図 4.1 参照)。なお、この劣化のモデルでは、被写体とカメラの相対的な運動として、任意方向の等速直線運動を想定している。垂直方向の運動劣化の場合、点拡がり関数 $b(x,y)$ は、次式となる。

$$b(x,y) = \begin{cases} \frac{1}{L} \delta(y), & 0 \leq x \leq L \\ 0, & \text{elsewhere} \end{cases} \quad (4.5)$$

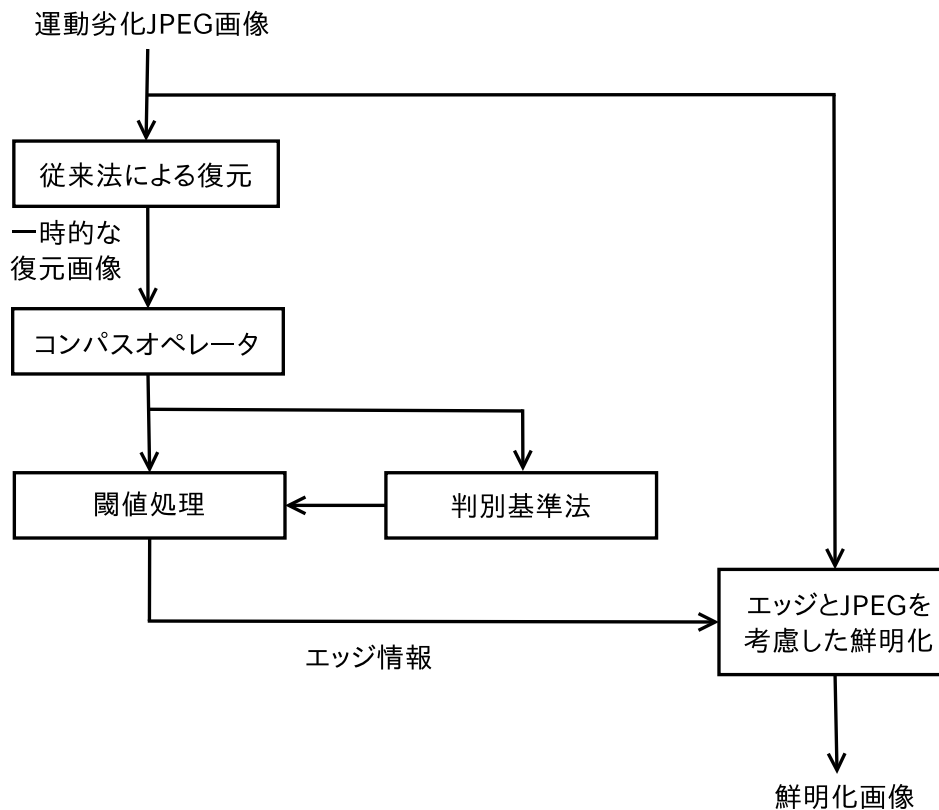


図 4.2 鮮明化処理のフローチャート

4.3 運動劣化 JPEG 画像の鮮明化

4.3.1 鮮明化処理手順

運動劣化 JPEG 画像の鮮明化処理手順は、図 4.2 のフローチャートに示すとおりであり、以下の処理手順により鮮明化を行う。

- ・ 原画像 (図 4.3(a)) に式 (4.2) を適用し、運動劣化画像 y を生成する。
- ・ 運動劣化画像 y に対して、式 (2.13) 及び式 (2.14) により JPEG 符号化・復号化を行い、運動劣化 JPEG 画像 \hat{y} (図 4.3(b)) を得る。
- ・ JPEG 符号化・復号化を考慮しない従来のエッジ適応型反復法により、運動劣化 JPEG 画像 \hat{y} から一時的な復元画像 \tilde{x} (図 4.3(c)) を得る。
- ・ 一時的な復元画像 \tilde{x} からエッジ情報 (図 4.3(d)) を抽出する。図 4.3(d) のエッジ情報は、 $\theta(m, n) = 0^\circ$ を黒色、 $\theta(m, n) = 45^\circ$ を紫色、 $\theta(m, n) = 90^\circ$ を橙色、 $\theta(m, n) = 135^\circ$ を黄色、 $\theta(m, n) = 360^\circ$ を白色に対応させて表示している。
- ・ 一時的な復元画像 \tilde{x} から平均 μ_x を推定する。

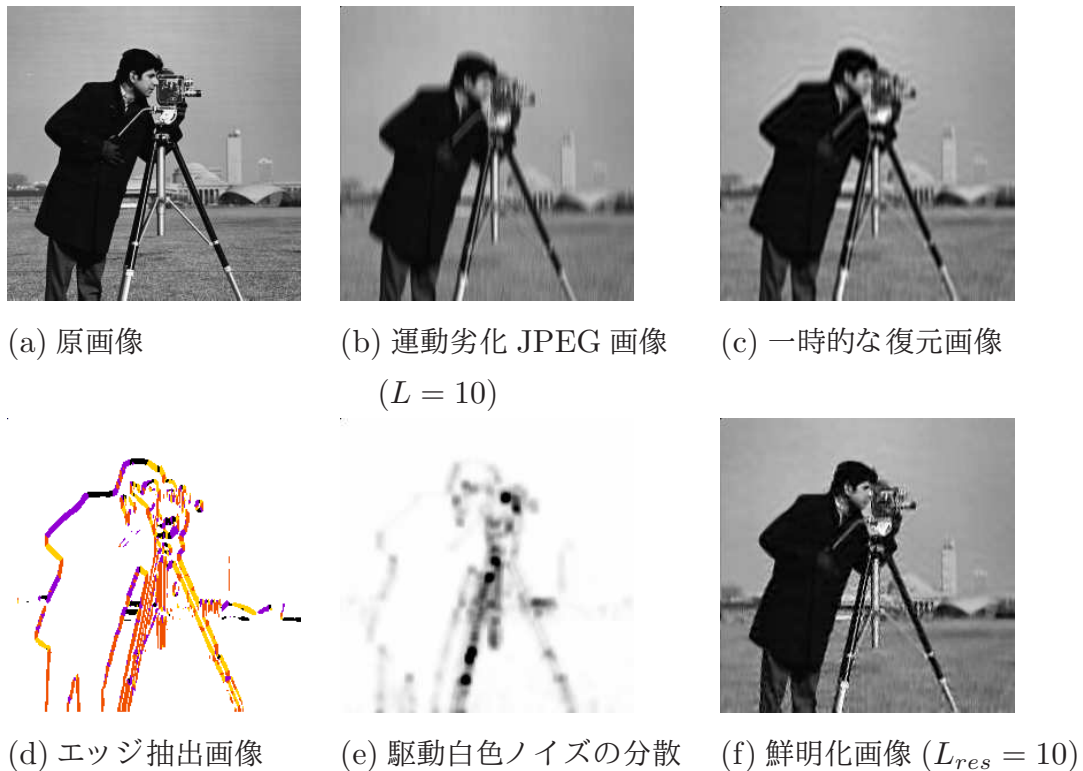


図 4.3 運動劣化 JPEG 画像の鮮明化処理過程

- ・ 一時的な復元画像 $\tilde{\mathbf{x}}$ に白色化フィルタを作用させた出力 $A(\tilde{\mathbf{x}} - \boldsymbol{\mu}_x)$ から、原画像の駆動白色ノイズの分散行列 R_w (図 4.3(e)) を推定する。図 4.3(e) の駆動白色ノイズの分散は、黒色が駆動白色ノイズの大きな分散、白色が駆動白色ノイズの小さな分散を示している。
- ・ ブロック離散コサイン変換領域での量子化ノイズの分散 R_v を推定する。
- ・ 評価規準 $J(\hat{\mathbf{x}})$ を最小化する鮮明化画像 $\hat{\mathbf{x}}$ (図 4.3(f)) を共役勾配法を用いて、反復的に求める。

4.3.2 計算機実験

本手法の有効性を確認するため、計算機実験を行った。原画像 (図 4.4(a)) に対して、運動劣化の長さ $L = 10$ として運動劣化した画像に JPEG 符号化 (0.515[bpp]) を行い、その復号画像つまり運動劣化 JPEG 画像 (図 4.4(b)) を得た。

まず、従来のエッジ適応型反復法 [12] による処理結果を示す。運動劣化 JPEG 画像 (図 4.4(b)) から、従来法により復元した画像が図 4.4(c) であり、復元画像 (図 4.4(c)) と原画像 (図 4.4(a)) との自乗誤差を濃淡で図示したものが、図 4.4(e) である。図 4.4(e) の濃淡

表示では、黒が大きな自乗誤差、白が小さな自乗誤差に対応している。また、従来法による復元画像 (図 4.4(c)) の顔の部分拡大した画像を図 4.4(g) に示す。図 4.4(c), (e), (g) より、運動劣化 JPEG 画像に対して、従来法により JPEG 符号化・復号化を考慮せずに劣化画像復元を行ったのでは、鮮明化が不十分であり、良好な復元画像が得られないことがわかる。

つぎに、提案法による処理結果を示す。従来法による復元画像 (図 4.4(c)) から、提案手法を用いて鮮明化した画像が図 4.4(f) であり、鮮明化画像 (図 4.4(f)) と原画像 (図 4.4(a)) との自乗誤差を、図 4.4(g) と同様にして濃淡で図示したものが、図 4.4(h) である。従来法による誤差画像 (図 4.4(g)) と提案手法による誤差画像 (図 4.4(h)) とを比較すると、運動劣化 JPEG 画像の鮮明化が良好に行われていることがわかる。

原画像 (図 4.4(a)), 運動劣化 JPEG 画像 (図 4.4(b)), 従来法による復元画像 (図 4.4(e)), 提案法による鮮明化画像 (図 4.4(f)) の輝度値プロファイルを図 4.5 に示す。横軸は画像垂直方向の座標値を示しており、縦軸はその座標 (画素) の輝度値を示している。画像の平坦領域においては、従来法による復元画像では、ノイズの増強が顕著であるのに対し、提案法による鮮明化画像では、ノイズの増強を抑えられていることがわかる。また、エッジ近傍においては、従来法による復元画像ではオーバーシュートが発生しているのに対し、提案法による鮮明化画像のエッジの立ち上がりは、原画像のエッジの立ち上がりと比較して殆ど差はなく、エッジの立ち上りを保持したまま、オーバーシュートの発生を抑制していることがわかる。

なお、提案手法における原画像の相関に対応するパラメータ α [20], 駆動白色雑音の局所分散を求める際のパラメータ W [20] は、図 4.4 の計算機実験 (Lena, $L = 10$) において ISNR が最大となる値 ($\alpha = 0.218, W = 4$) を用いた (図 4.6 参照)。以下の鮮明化実験においても、 α と W は同じ値を用いた。

図 4.7 は、原画像 (図 4.7(a)), 運動劣化 JPEG 画像 (図 4.7(b)), 提案法による鮮明化画像 (図 4.7(c)) と、図 4.7(a),(b),(c) のそれぞれの画像に対応する DCT スペクトル (図 4.7(d),(e),(f)) を示している。運動劣化 JPEG 画像の DCT スペクトル (図 4.7(e)) は、原画像の DCT スペクトル (図 4.7(d)) に比べると、高周波数領域において低下が認められるが、鮮明化画像の DCT スペクトル (図 4.7(f)) は高周波数領域が回復し、原画像に近い DCT スペクトルを有していることがわかる。また、図 4.8 に原画像、運動劣化 JPEG 画像、鮮明化画像のパワースペクトルを示している。運動劣化 JPEG 画像のパワースペクトルは、ほぼ全周波数領域においてパワーが低下しているのに対し、鮮明化画像のパワースペクトルは、パワーの向上が認められる。特に、人間の視覚に敏感な低周波数領域において、鮮明化画像のパワースペクトルが原画像のパワースペクトルと同程度に回復しており、鮮明化画像 (図 4.7(c)) が視覚的に良好に鮮明化されていることに対応している。

他の画像 (House, Baboon) に対して、同様の計算機実験を行った結果を図 4.9, 4.10 に

表 4.1 計算機実験結果

Image	L [pixel]	Entropy [bpp]	Conventional ISNR[dB]	Proposed ISNR[dB]
Lena	10	0.515	5.10	7.93
House	10	0.353	8.52	9.02
Baboon	10	0.527	2.25	2.98

示す。また、図 4.1 に、Lena 画像、House 画像、Baboon 画像に対する計算機実験の結果をまとめた。図 4.9 において、平坦領域とエッジが主要な部分となる House 画像では、従来法による復元画像では、エッジの近傍にアーティファクトが目立つが、提案法による鮮明化画像では、それらが抑制できていることがわかる。図 4.10 において、細かな点や線が主要な部分となる Baboon 画像では、従来法による復元画像と提案法による鮮明化画像とでは、鼻の部分の拡大画像を見ると、従来法による復元画像では一様にノイズが顕著であるが、提案法による鮮明化画像ではノイズが抑制されていることがわかる。

また、図 4.4(a)、図 4.9(a)、図 4.10(a) の原画像について、運動劣化の長さ $L = 10$ として、圧縮率を変化させて実験を行った結果の ISNR を、図 4.11 に示す。細かな点や線が主要な部分となる Baboon 画像では、エントロピーの変化に対して、ISNR の変化は緩やかであるが、Lena 画像や House 画像では、エントロピーの変化に対して、ISNR の変化は大きくなっている。また、圧縮率が小さい画像ほど、鮮明化の効果が大きいことがわかる。表 3.3 から表 3.6 の各量子化テーブルに対する、各画像の圧縮率は、表 4.2 に示すとおりである。

図 4.12、図 4.13、図 4.14 は、異なる運動劣化の長さ L を用いた鮮明化実験の結果を示している。原画像 (Lena, House, Baboon) に対して、運動劣化の長さ $L = 10, 15, 20, 25$ を用いて運動劣化 JPEG 画像を生成し、それぞれ劣化に用いた L と同じ値を用いて鮮明化処理を行った。運動劣化の長さ L が大きくなるにつれて、鮮明化画像に劣化が残る傾向が見られるが、いずれも鮮明化の効果が確認できることから、本鮮明化手法を用いることにより、捜査上有用な画像情報を得ることが可能と考える。

4.4 むすび

本章では、運動劣化と JPEG 符号化・復号化の複合的な劣化を受けた運動劣化 JPEG 画像に対する鮮明化手法の提案を行った。運動劣化 JPEG 画像の画像観測過程を、運動劣化という空間的な劣化と、ブロック離散コサイン変換領域での量子化ノイズの付加とに

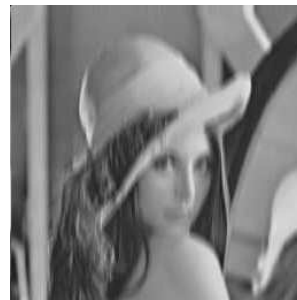
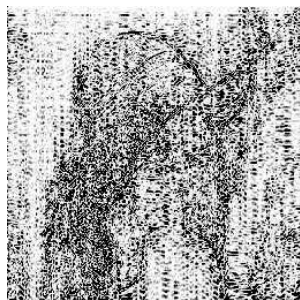
表 4.2 各量子化テーブルに対する画像の圧縮率

Image	テーブル 1 Entropy [bpp]	テーブル 2 Entropy [bpp]	テーブル 3 Entropy [bpp]	テーブル 4 Entropy [bpp]
Lena	0.359	0.515	0.703	0.994
House	0.246	0.355	0.475	0.720
Baboon	0.341	0.527	0.784	1.119

よりモデル化し，鮮明化画像の評価規準に共役勾配法を適用することによる反復的な鮮明化処理法を提案した．また，計算機シミュレーションでは，JPEG 符号化・復号化を考慮しない従来の劣化画像復元法を，運動劣化 JPEG 画像に適用した場合，鮮明化は不十分であるが，提案法ではリングングを抑えた鮮明化画像が得られることを示した．



(a) 原画像

(b) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 10$, $0.515[\text{bpp}]$)(c) 従来法による復元画像
($ISNR = 5.10[\text{dB}]$)(d) 提案法による鮮明化画像
($\alpha = 0.218, W = 4$)
($ISNR = 7.93[\text{dB}]$)

(e) 従来法による自乗誤差画像



(f) 提案法による自乗誤差画像

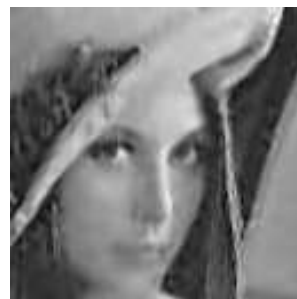
(g) 従来法による復元画像の
拡大画像(h) 提案法による鮮明化画像の
拡大画像

図 4.4 鮮明化処理実験結果 (Lena)

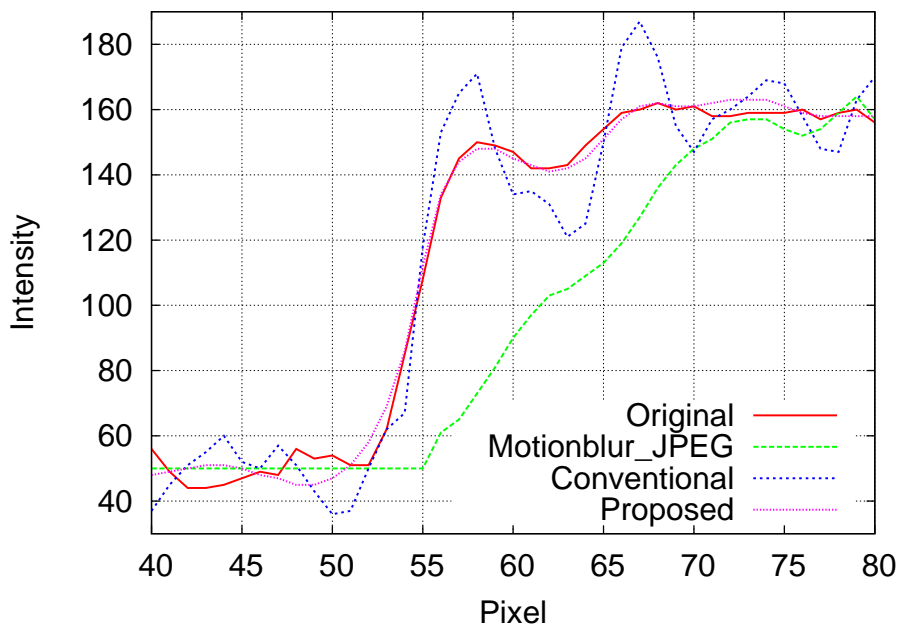
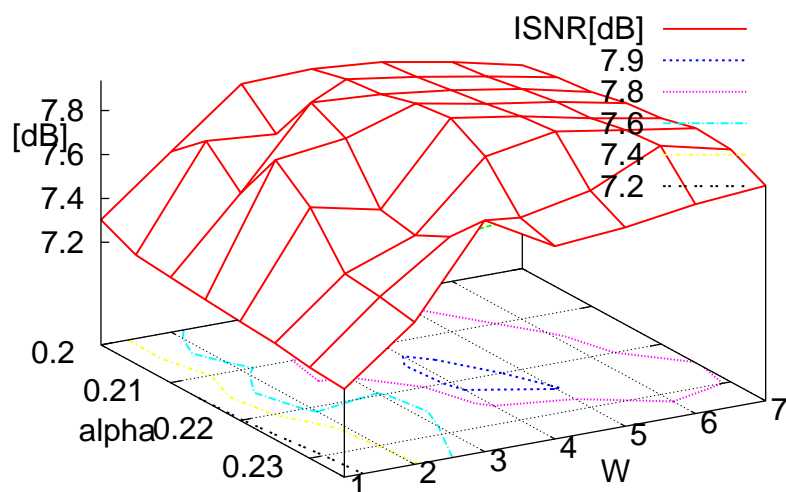


図 4.5 Lena 画像の輝度値プロファイル

図 4.6 ISNR の α, W に対する変化

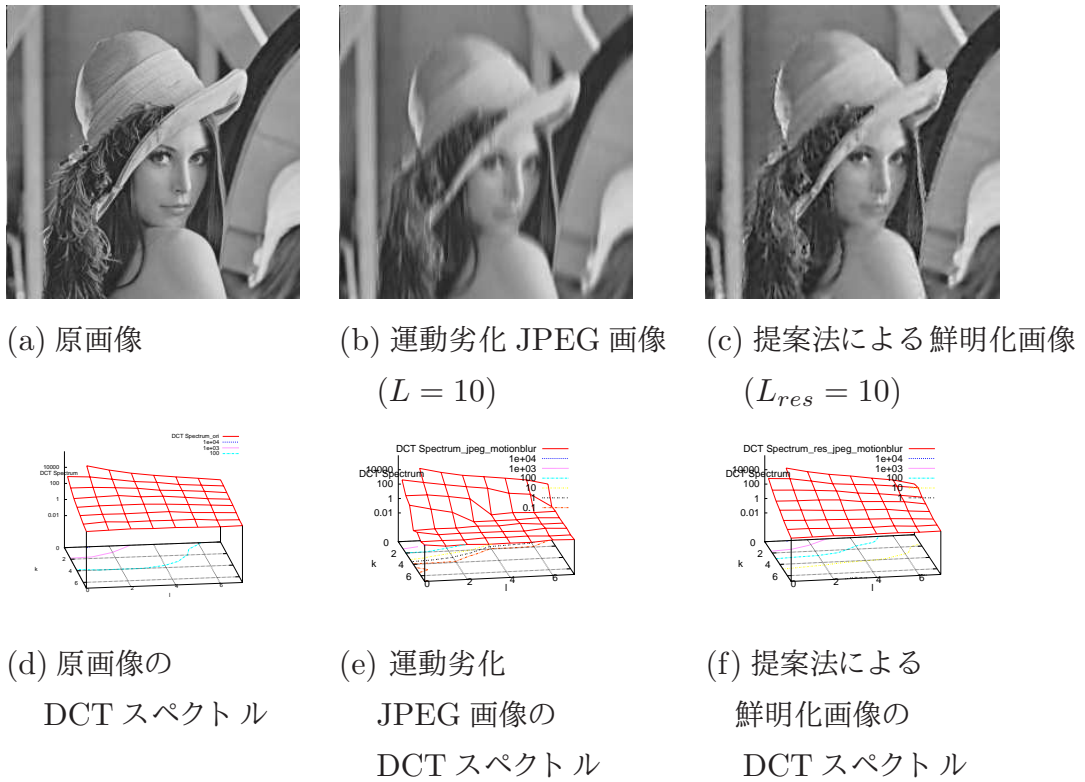


図 4.7 鮮明化画像の DCT スペクトル (Lena)

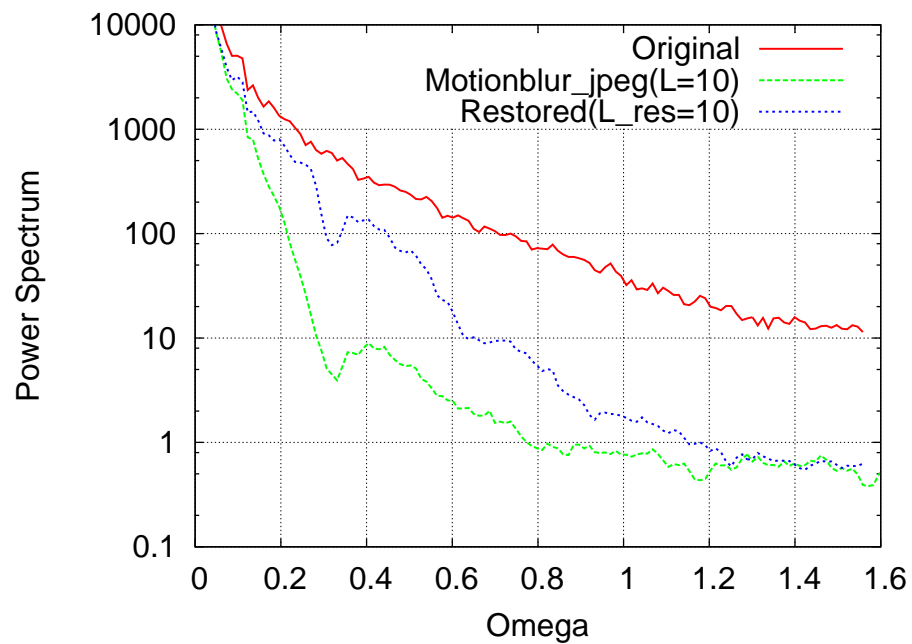
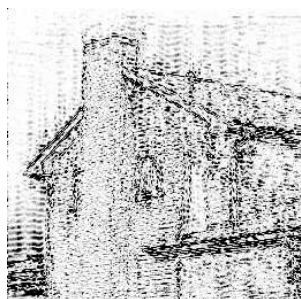


図 4.8 運動劣化 JPEG 過程のパワースペクトル



(a) 原画像

(b) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 10$, $0.353[\text{bpp}]$)(c) 従来法による復元画像
($ISNR = 8.52[\text{dB}]$)(d) 提案法による鮮明化画像
($\alpha = 0.218, W = 4$)
($ISNR = 9.02[\text{dB}]$)

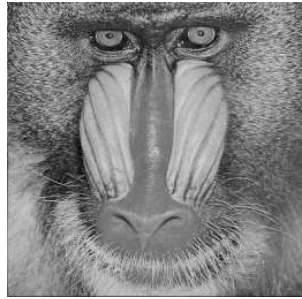
(e) 従来法による自乗誤差画像



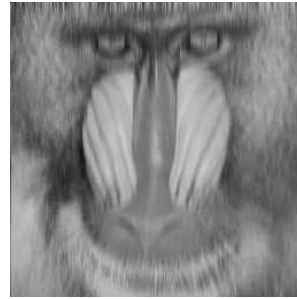
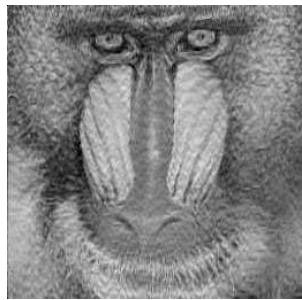
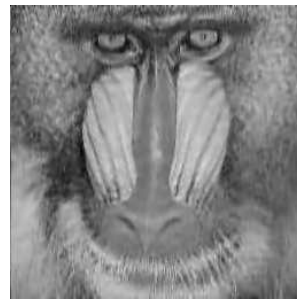
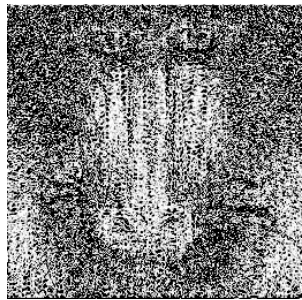
(f) 提案法による自乗誤差画像

(g) 従来法による復元画像の
拡大画像(h) 提案法による鮮明化画像の
拡大画像

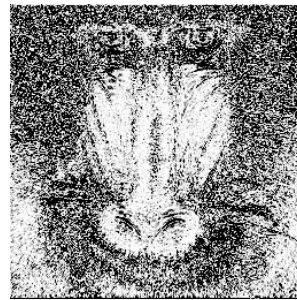
図 4.9 鮮明化処理実験結果 (House)



(a) 原画像

(b) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 10$, $0.527[\text{bpp}]$)(c) 従来法による復元画像
($ISNR = 2.25[\text{dB}]$)(d) 提案法による鮮明化画像
($\alpha = 0.218, W = 4$)
($ISNR = 2.98[\text{dB}]$)

(e) 従来法による自乗誤差画像



(f) 提案法による自乗誤差画像

(g) 従来法による復元画像の
拡大画像(h) 提案法による鮮明化画像の
拡大画像

図 4.10 鮮明化処理実験結果 (Baboon)

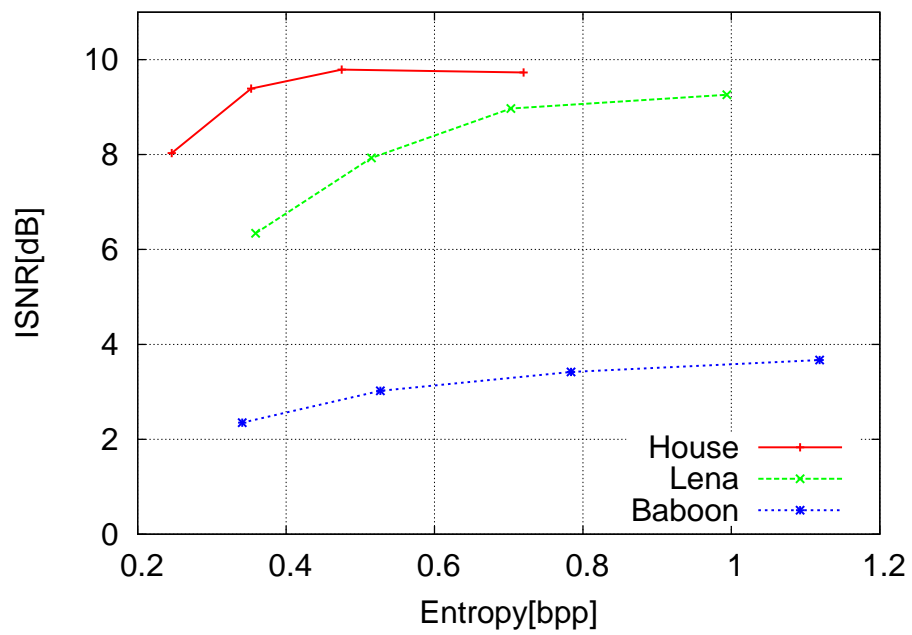


図 4.11 Entropy と ISNR の関係



(a) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 10$, 0.515[bpp])



(b) 鮮明化画像
($ISNR = 7.93[dB]$)



(c) 自乗誤差画像



(d) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 15$, 0.460[bpp])



(e) 鮮明化画像
($ISNR = 7.87[dB]$)



(f) 自乗誤差画像



(g) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 20$, 0.424[bpp])



(h) 鮮明化画像
($ISNR = 7.35[dB]$)



(i) 自乗誤差画像



(j) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 25$, 0.400[bpp])



(k) 鮮明化画像
($ISNR = 7.21[dB]$)



(l) 自乗誤差画像

図 4.12 異なる運動劣化の長さ L を用いた鮮明化実験結果 (Lena)



(a) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 10$, $0.355[\text{bpp}]$)



(b) 鮮明化画像
($ISNR = 8.85[\text{dB}]$)



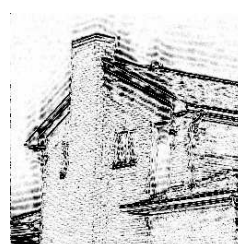
(c) 自乗誤差画像



(d) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 15$, $0.318[\text{bpp}]$)



(e) 鮮明化画像
($ISNR = 8.19[\text{dB}]$)



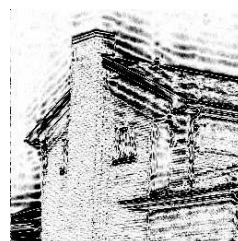
(f) 自乗誤差画像



(g) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 20$, $0.296[\text{bpp}]$)



(h) 鮮明化画像
($ISNR = 6.87[\text{dB}]$)



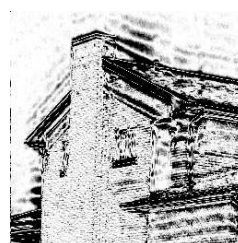
(i) 自乗誤差画像



(j) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 25$, $0.279[\text{bpp}]$)

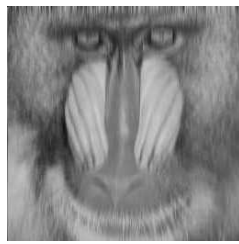


(k) 鮮明化画像
($ISNR = 6.39[\text{dB}]$)

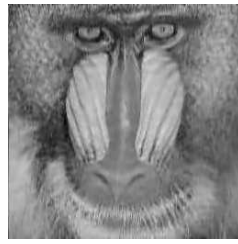


(l) 自乗誤差画像

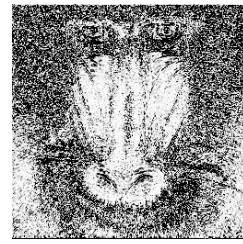
図 4.13 異なる運動劣化の長さ L を用いた鮮明化実験結果 (House)



(a) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 10$, 0.527[bpp])



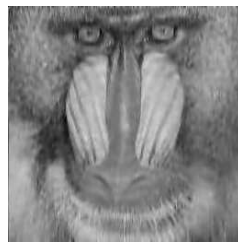
(b) 鮮明化画像
($ISNR = 2.98[dB]$)



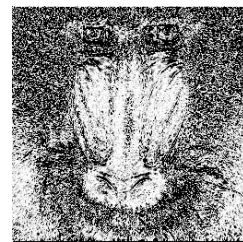
(c) 自乗誤差画像



(d) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 15$, 0.450[bpp])



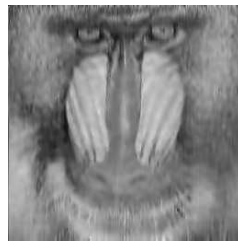
(e) 鮮明化画像
($ISNR = 2.88[dB]$)



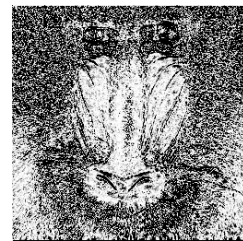
(f) 自乗誤差画像



(g) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 20$, 0.411[bpp])



(h) 鮮明化画像
($ISNR = 2.98[dB]$)



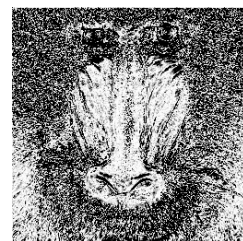
(i) 自乗誤差画像



(j) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 25$, 0.387[bpp])



(k) 鮮明化画像
($ISNR = 3.06[dB]$)



(l) 自乗誤差画像

図 4.14 異なる運動劣化の長さ L を用いた鮮明化実験結果 (Baboon)

第 5 章

劣化 JPEG 画像の劣化パラメータ推定

5.1 まえがき

第 3 章及び第 4 章では，劣化パラメータが既知の場合における，焦点ずれ劣化 JPEG 画像及び運動劣化 JPEG 画像の鮮明化実験を行い，劣化 JPEG 画像に対する鮮明化手法の有効性を示した．ただし実際には，劣化パラメータは未知であり，鮮明化処理を行う際には劣化パラメータの推定が必要となる．鮮明化処理に用いる劣化パラメータが不適切な場合，その鮮明化画像は劣悪なものになるため，適切な劣化パラメータを推定することが不可欠となる．そこで本章では，劣化 JPEG 画像に対する劣化パラメータの推定手法について検討を行う．

5.2 従来の劣化パラメータ推定

従来の復元処理過程は，図 5.1 に示すように，劣化画像から劣化パラメータの推定を行い，推定した劣化パラメータを用いて復元処理を行うものであった．従来の劣化パラメータ推定法として，代表的な手法である，最尤推定法 [9] について簡潔に述べる．

5.2.1 最尤推定法

第 1 章で示したとおり，最尤推定法は尤度関数を最大とする推定法であり，対数尤度関数は次式で示される．

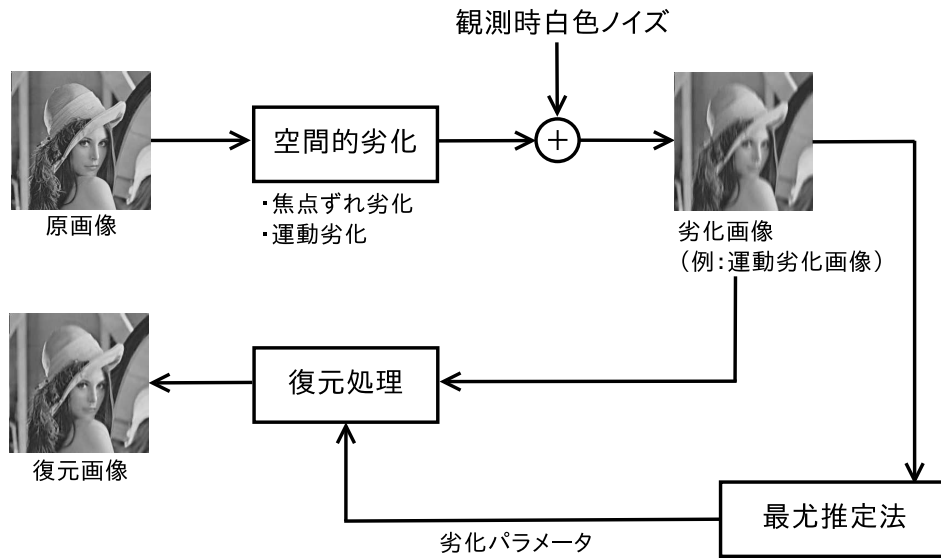


図 5.1 従来の復元処理過程

$$\begin{aligned}
 L(\theta) &\equiv \ln p(\theta) \\
 &= -\frac{MN}{2} \ln 2\pi - \frac{1}{2} \ln |\mathbf{R}_y| - \frac{1}{2} (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}_y)^T \mathbf{R}_y^{-1} (\mathbf{y} - \boldsymbol{\mu}_y) \quad (5.1)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &\simeq -\frac{MN}{2} - \frac{1}{2} \int \int_{-\pi}^{\pi} \ln S_y(\omega_1, \omega_2, \theta) d\omega_1 d\omega_2 \\
 &\quad - \frac{1}{2} \int \int_{-\pi}^{\pi} \frac{\tilde{S}_y(\omega_1, \omega_2)}{S_y(\omega_1, \omega_2, \theta)} d\omega_1 d\omega_2 \quad (5.2)
 \end{aligned}$$

ここで、 $\tilde{S}_y(\omega_1, \omega_2)$ は標本のパワースペクトル、 $S_y(\omega_1, \omega_2, \theta)$ はモデルのパワースペクトルであり、標本のパワースペクトル $\tilde{S}_y(\omega_1, \omega_2)$ は、実際の観測画像である劣化画像 \mathbf{y} から計算され、モデルのパワースペクトル $S_y(\omega_1, \omega_2, \theta)$ はパラメータ θ を与えることにより計算される。この対数尤度関数を最大化するパラメータ θ が、劣化画像 \mathbf{y} に対する推定パラメータである。

5.2.2 最尤推定法の問題点

最尤推定法は、JPEG 符号化・復号化による劣化を受けていない焦点ずれ劣化画像や運動劣化画像に対して、推定精度が良いことが従来の研究 [24] により確認されているが、空間的な劣化に加えて JPEG 符号化・復号化による劣化を受けた焦点ずれ劣化 JPEG 画像や運動劣化 JPEG 画像に対しては、推定誤差が大きくなるという問題がある。表 5.1 は、9 種類の画像について、焦点ずれ劣化画像及び運動劣化画像を生成し、最尤推定法を用い

表 5.1 劣化画像に対する最尤推定法による劣化パラメータ推定結果

Image	真値 R [pixel]	推定値 \hat{R} [pixel]	真値 L [pixel]	推定値 \hat{L} [pixel]
Lena	2.5	2.5	10.0	10.0
House	2.5	2.7	10.0	10.0
Baboon	2.5	2.5	10.0	9.8
Airplane	2.5	2.5	10.0	10.0
Cameraman	2.5	2.5	10.0	10.0
BOAT	2.5	2.5	10.0	10.0
Building	2.5	2.5	10.0	10.0
Lighthouse	2.5	2.5	10.0	10.0
Girl	2.5	2.5	10.0	10.0

て劣化パラメータ推定を行った結果を示している。表 5.2 は、上記同様の 9 種類の画像について、焦点ずれ劣化 JPEG 画像及び運動劣化 JPEG 画像を生成し、最尤推定法を用いて劣化パラメータ推定を行った結果を示している。焦点ずれ劣化画像及び運動劣化画像については、劣化パラメータを概ね精度良く推定できるのに対し、焦点ずれ劣化 JPEG 画像及び運動劣化 JPEG 画像については、劣化パラメータの推定値が全体的に真値よりも小さく、推定誤差が大きくなっていることがわかる。このように空間的な劣化に加えて JPEG 符号化・復号化による劣化を受けることで、劣化パラメータの推定精度が著しく低下し、良好な鮮明化画像を得ることが困難となる。

5.2.3 劣化画像及び劣化 JPEG 画像のパワースペクトルの比較

図 5.2 は原画像 (Lena)、焦点ずれ劣化画像 ($R = 2.5$)、焦点ずれ劣化 JPEG 画像 ($R = 2.5$) を示しており、図 5.3 は、それに対応する原画像 (Lena)、焦点ずれ劣化画像 ($R = 2.5$)、焦点ずれ劣化 JPEG 画像 ($R = 2.5$) のパワースペクトルを示している。図 5.3 より、焦点ずれ劣化画像のパワースペクトルは、原画像のパワースペクトルに比べて、全周波数領域においてパワーの低下が認められる。また、焦点ずれ劣化画像が、JPEG 符号化・復号化を受けた焦点ずれ劣化 JPEG 画像のパワースペクトルは、高周波数領域のパワーが高くなっていることがわかる。これは、JPEG 符号化・復号化により、高周波数領域に量子化ノイズが付加されたためと考えられる。

また、図 5.4 は原画像 (Lena)、運動劣化画像 ($L = 10$)、運動劣化 JPEG 画像 ($L = 10$)

表 5.2 劣化 JPEG 画像に対する最尤推定法による劣化パラメータ推定結果

Image	真値 R [pixel]	推定値 \hat{R} [pixel]	真値 L [pixel]	推定値 \hat{L} [pixel]
Lena	2.5	1.8	10.0	9.7
House	2.5	2.6	10.0	9.9
Baboon	2.5	1.7	10.0	4.9
Airplane	2.5	1.7	10.0	9.6
Cameraman	2.5	1.7	10.0	5.0
BOAT	2.5	1.7	10.0	8.2
Building	2.5	1.7	10.0	9.8
Lighthouse	2.5	1.6	10.0	5.0
Girl	2.5	1.9	10.0	10.4



(a) 原画像

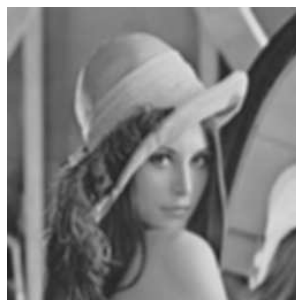
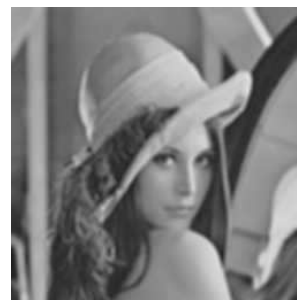
(b) 焦点ずれ劣化画像
($R = 2.5$)(c) 焦点ずれ劣化 JPEG 画像
($R = 2.5$)

図 5.2 焦点ずれ劣化 JPEG 過程 (Lena)

を示しており，図 5.5 は，それに対応する原画像 (Lena)，運動劣化画像 ($L = 10$)，運動劣化 JPEG 画像 ($L = 10$) のパワースペクトルを示している．図 5.5 より，運動劣化画像のパワースペクトルは，原画像のパワースペクトルに比べて，全周波数領域においてパワーの低下が認められる．また，運動劣化画像が，JPEG 符号化・復号化を受けた運動劣化 JPEG 画像のパワースペクトルは，高周波数領域のパワーが高くなっていることがわかる．これは，JPEG 符号化・復号化により，高周波数領域に量子化ノイズが付加されたためと考えられる．

最尤推定法による劣化パラメータ推定では，標本画像 (観測画像) のパワースペクトルと，劣化モデル画像のパワースペクトルの誤差を評価するため，JPEG 符号化・復号化

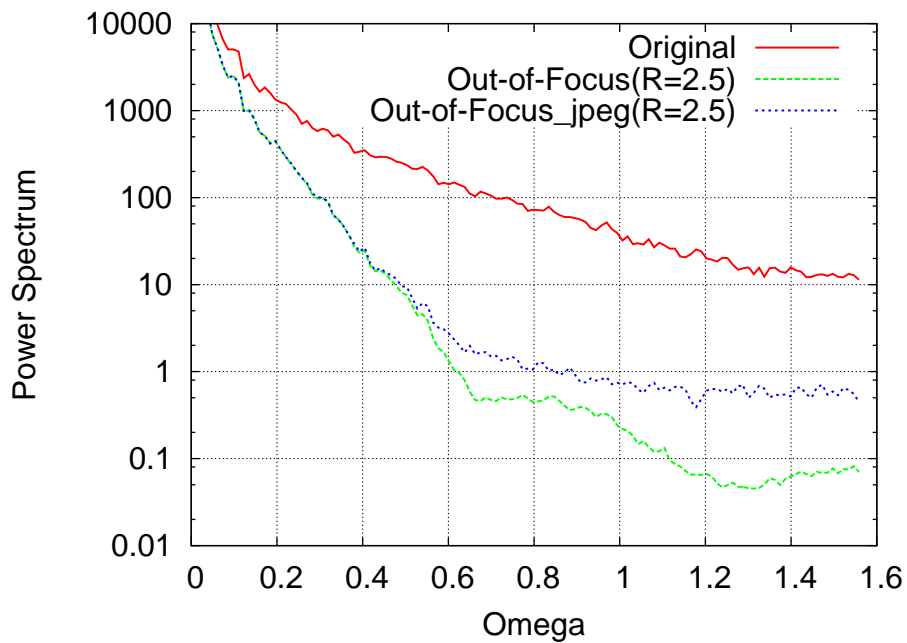


図 5.3 焦点ずれ劣化 JPEG 過程のパワースペクトル



(a) 原画像

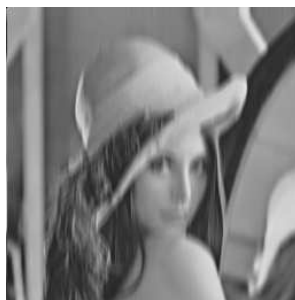
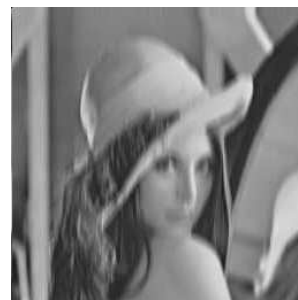
(b) 運動劣化画像
($L = 10$)(c) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 10$)

図 5.4 運動劣化 JPEG 過程 (Lena)

により量子化ノイズが付加された影響で、標本画像 (観測画像) と劣化モデル画像との誤差が大きくなり、劣化パラメータの推定精度が低下したものと考えられる。上記の理由により、劣化 JPEG 画像から劣化パラメータを直接推定することは困難と考えられることから、劣化 JPEG 画像に対する、劣化パラメータの推定手法について検討を行う必要がある。

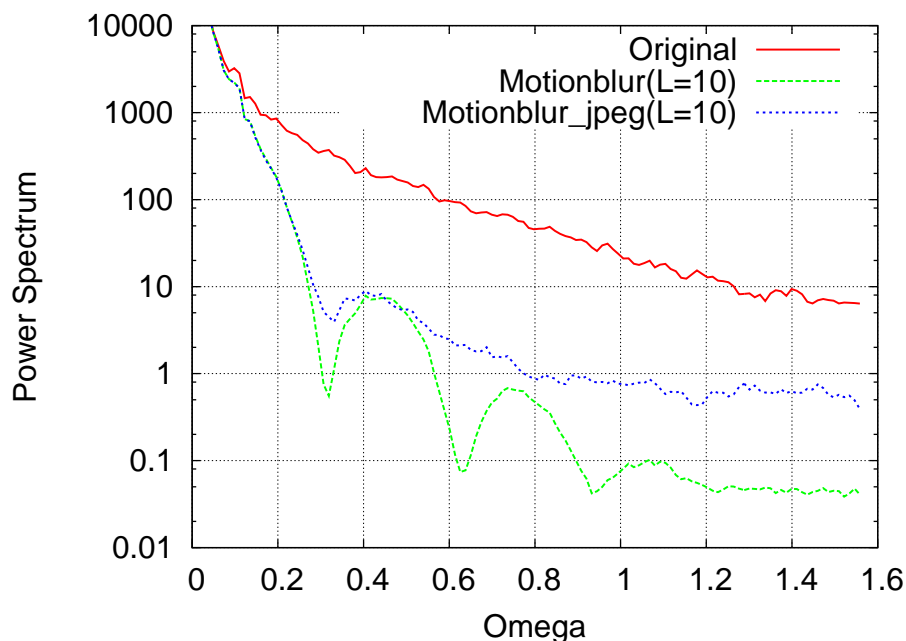


図 5.5 運動劣化 JPEG 過程のパワースペクトル

5.3 鮮明化画像の評価に基づく劣化パラメータ推定

5.3.1 鮮明化画像の評価

前節で示したとおり，空間的な劣化に加えて JPEG 符号化・復号化による劣化を受けることで，劣化パラメータの推定精度が低下し，良好な鮮明化画像を得ることが困難となる．そこで，本研究では，劣化 JPEG 画像から劣化パラメータを直接推定するのではなく，鮮明化画像から間接的に劣化パラメータ推定を行う手法を提案する．具体的には，図 5.6 に示すとおり，劣化 JPEG 画像に対して，劣化パラメータを変化させながら複数の鮮明化画像を生成し，得られた複数の鮮明化画像の中から評価規準に基づいて最良の鮮明化画像を選択する．劣化 JPEG 画像の真の劣化パラメータに対して，鮮明化処理時に用いる劣化パラメータが小さい場合，鮮明化画像は，劣化が残った画像となり，逆に，鮮明化処理に用いる劣化パラメータが大きい場合，鮮明化画像は，リングングの顕著な画像となる．この性質を用いることにより，鮮明化画像の評価が行えると考える．

以下に実例で示す．原画像 Lena に対して，運動劣化の長さ $L = 10$ として垂直方向に運動劣化させた後，JPEG 符号化・復号化を行って作成した運動劣化 JPEG 画像に対して，鮮明化処理時に用いる運動劣化の長さ $L_{res} = 8, 10, 12$ で鮮明化処理した結果を，図 5.7(a), 図 5.7(b), 図 5.7(c) に示す． $L_{res} = 8$ を用いた鮮明化画像 (図 5.7(a)) では，鮮明

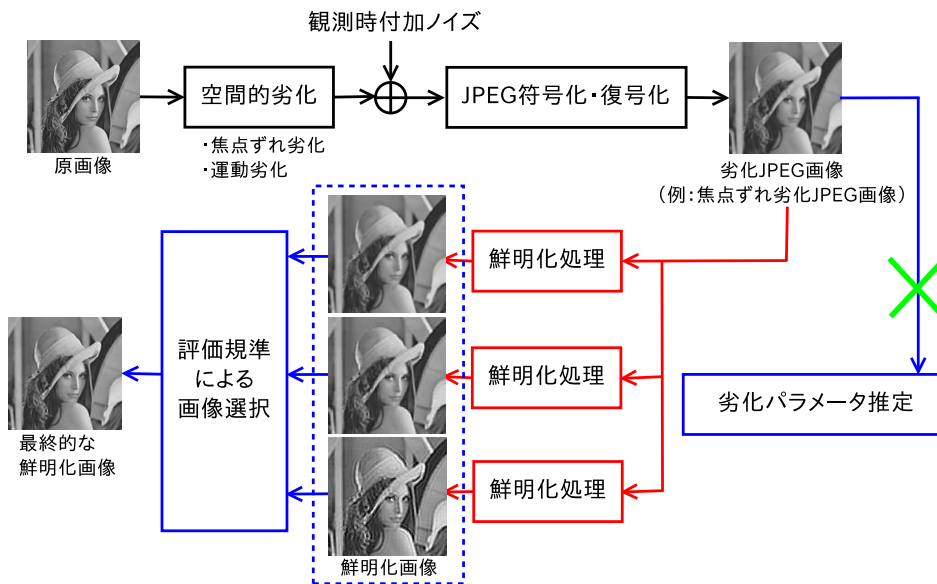


図 5.6 劣化パラメータ手法の検討

図 5.7 異なる運動劣化の長さ L_{res} を用いて鮮明化した場合の鮮明化画像

化が不十分であり，また $L_{res} = 12$ を用いた鮮明化画像 (図 5.7(c)) では，リングングの発生が顕著であるのに対し， $L_{res} = 10$ を用いた鮮明化画像 (図 5.7(b)) では，顕著なリングングの増大は見られず，良好に鮮明化されていることがわかる．

具体的な鮮明化画像の評価としては，鮮明化画像を白色化するフィルタを定義し，その白色化フィルタの出力画像が，白色 (パワースペクトルが一定) かどうかを，そのパワースペクトルのゆがみ (3 次のモーメント) を評価することにより行う．これは，鮮明化処理時に用いる運動劣化の長さ L_{res} が真の値よりも小さいまたは大きい場合，その出力画像のパワースペクトルが一定とはならない特性を用いている．

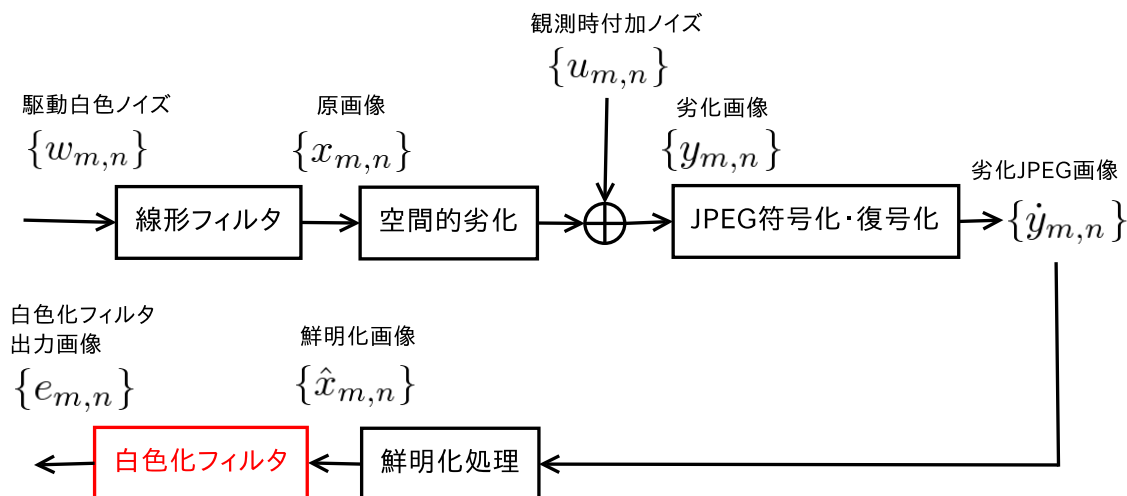


図 5.8 鮮明化処理過程

5.3.2 観測値差分フィルタ (Measurement Differencing Filter)

図 5.8 に、劣化 JPEG 画像の生成過程及び鮮明化処理過程を示す。原画像 $\{x_{m,n}\}$ は、駆動白色ノイズ $\{w_{m,n}\}$ に線形フィルタを適用することにより生成され、その原画像が空間的な劣化を受け、さらに観測時のノイズ $\{u_{m,n}\}$ が付加されることにより劣化画像 $\{y_{m,n}\}$ が得られるものと仮定する。さらに劣化画像が JPEG 符号化・復号化を受け、劣化 JPEG 画像 $\{\hat{y}_{m,n}\}$ が生成される。その劣化 JPEG 画像 $\{\hat{y}_{m,n}\}$ に鮮明化フィルタを適用することにより、鮮明化画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ が得られる。

鮮明化が適切に行われた場合、白色化フィルタ (線形フィルタの逆フィルタ) を鮮明化画像に適用することにより得られた画像は、そのパワースペクトルが一定 (白色) に近づくものと考えられる。

本研究では、画像を白色化するフィルタとして、次式で観測値差分フィルタ (Measurement Differencing Filter, 以後 MDF と呼称) を定義する。

$$e_{m,n} \equiv f_{m,n} - \mu_f(m,n) - \sum_{(k,l) \in S_D} d_{k,l} \{f_{m-k,n-l} - \mu_f(m-k,n-l)\} \quad (5.3)$$

$$S_D = \{(0,1), (1,0), (0,-1), (-1,0)\} \quad (5.4)$$

ここで、 $\{e_{m,n}\}$ は観測値差分フィルタの出力画像、 $\{f_{m,n}\}$ は入力画像、 $\{\mu_f(m,n)\}$ は入力画像 $\{f_{m,n}\}$ の局所平均、 $\{d_{k,l}\}$ は観測値差分フィルタの線形係数である。また、 S_D は線形予測に用いるサポートを示している。

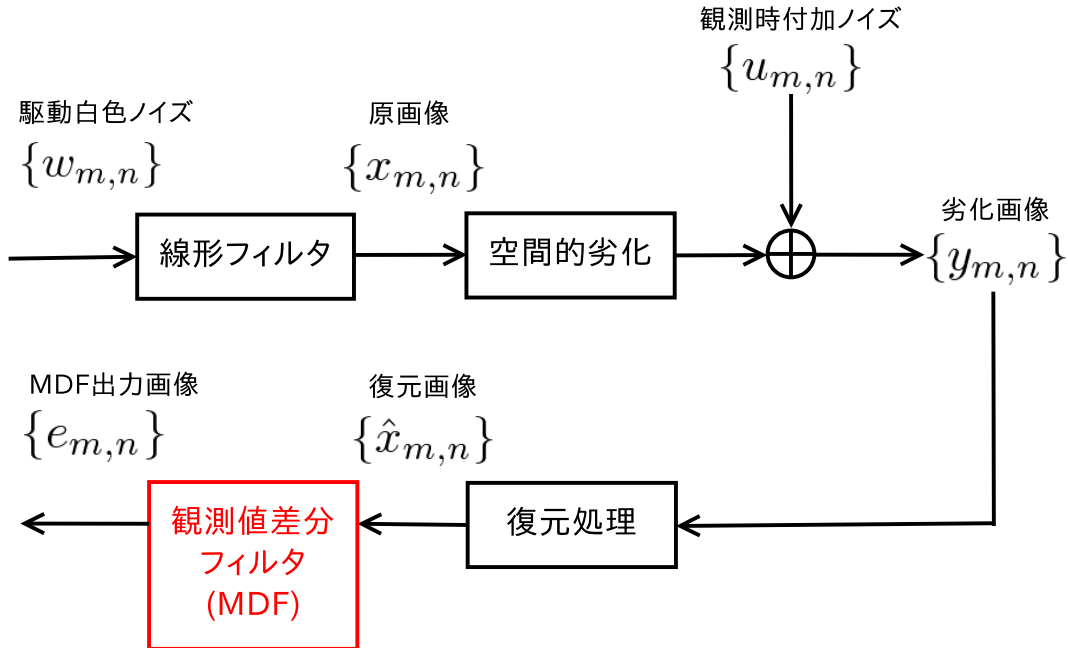


図 5.9 従来法による復元処理過程

入力画像 $\{f_{m,n}\}$ が鮮明化画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ の場合、以下ようになる。

$$e_{m,n} \equiv \hat{x}_{m,n} - \mu_{\hat{x}}(m, n) - \sum_{(k,l) \in S_D} d_{k,l} \{\hat{x}_{m-k,n-l} - \mu_{\hat{x}}(m-k, n-l)\} \quad (5.5)$$

$$S_D = \{(0, 1), (1, 0), (0, -1), (-1, 0)\} \quad (5.6)$$

ここで、 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ は鮮明化画像、 $\{\mu_{\hat{x}}(m, n)\}$ は鮮明化画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ の局所平均である。

鮮明化が適切に行われた場合、鮮明化画像に観測値差分フィルタを適用した出力画像 (MDF 出力画像) は、パワースペクトルが一定 (白色) に近づくものと考えられる。次節において、従来の復元処理過程の周波数表現を示し、復元画像に観測値差分フィルタを適用した出力画像のパワースペクトルが一定 (白色) になることを確認する。

5.3.3 観測値差分フィルタの復元処理過程への適用例

図 5.9 に劣化画像の生成過程及び復元処理過程を示す。原画像 $\{x_{m,n}\}$ は、駆動白色ノイズ $\{w_{m,n}\}$ に線形フィルタを適用することによって生成され、原画像 $\{x_{m,n}\}$ に空間的劣化及び観測時の白色ノイズが付加されることによって劣化画像 $\{y_{m,n}\}$ が得られるものと仮定する。その劣化画像 $\{y_{m,n}\}$ に復元フィルタを適用することにより、復元画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ が得られる。また、復元画像に観測値差分フィルタ (MDF) を適用することによ

り，MDF 出力画像 $\{e_{m,n}\}$ が得られる．

上記の劣化画像の生成過程及び復元処理過程を，周波数で表現したものを以下に示す．

駆動白色ノイズのパワースペクトル

駆動白色ノイズ $\{w_{m,n}\}$ の自己共分散関数 $R_w(k, l)$ は，次式で表わすことができる．

$$\begin{aligned} R_w(k, l) &= E[w_{m,n}w_{m+k,n+l}] \\ &= \sigma_w^2 \delta_{k,0} \delta_{l,0} \end{aligned} \quad (5.7)$$

よって，駆動白色ノイズ $\{w_{m,n}\}$ のパワースペクトル $S_w(\omega_1, \omega_2)$ は次式となる．

$$\begin{aligned} S_w(\omega_1, \omega_2) &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} R_w(k, l) e^{-jk\omega_1} e^{-jl\omega_2} \\ &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} \sigma_w^2 \delta_{k,0} \delta_{l,0} e^{-jk\omega_1} e^{-jl\omega_2} \\ &= \sigma_w^2 \end{aligned} \quad (5.8)$$

原画像のパワースペクトル

原画像 $\{x_{m,n}\}$ は次式で表すことができる．

$$w_{m,n} = x_{m,n} - \sum_{(k,l) \in S_A} a_{k,l} x_{m-k,n-l} \quad (5.9)$$

ここで， $\{a_{k,l}\}$ は線形予測係数， $\{S_A\}$ は線形予測のサポートである．駆動白色ノイズ $\{w_{m,n}\}$ の自己共分散関数 $R_w(p, q)$ は，次式で表わすことができる．

$$\begin{aligned} R_w(p, q) &= E[w_{m,n}w_{m+p,n+q}] \\ &= R_x(p, q) - \sum_{(k,l) \in S} a_{k,l} R_x(k+p, l+q) - \sum_{(k',l') \in S} a_{k',l'} R_x(p-k', q-l') \\ &\quad + \sum_{(k,l) \in S} a_{k,l} \sum_{(k',l') \in S} a_{k',l'} R_x(k+p-k', l+q-l') \end{aligned} \quad (5.10)$$

ここで， $R_x(p, q)$ は，原画像 $\{x_{m,n}\}$ の自己共分散関数であり，次式で表される．

$$R_x(p, q) = E[x_{m,n}x_{m+p,n+q}] \quad (5.11)$$

式 (5.10) を離散フーリエ変換することにより，駆動白色ノイズ $\{w_{m,n}\}$ のパワースペクトル $S_w(\omega_1, \omega_2)$ と，原画像 $\{x_{m,n}\}$ のパワースペクトル $S_x(\omega_1, \omega_2)$ との関係式を得る．

$$\begin{aligned} S_w(\omega_1, \omega_2) &= \sum_{p=-\infty}^{\infty} \sum_{q=-\infty}^{\infty} R_w(p, q) e^{-jp\omega_1} e^{-jq\omega_2} \\ &= S_x(\omega_1, \omega_2) |1 - A(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 \end{aligned} \quad (5.12)$$

となる．ここで，

$$A(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2}) = \sum_{(k,l)} a_{k,l} e^{-jk\omega_1} e^{-jl\omega_2} \quad (5.13)$$

である．

したがって，原画像 $\{x_{m,n}\}$ のパワースペクトル $S_x(\omega_1, \omega_2)$ は次式となる．

$$\begin{aligned} S_x(\omega_1, \omega_2) &= \frac{1}{|1 - A(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2} S_w(\omega_1, \omega_2) \\ &= \frac{\sigma_w^2}{|1 - A(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2} \end{aligned} \quad (5.14)$$

観測時白色ノイズのパワースペクトル

観測時に付加される白色ノイズ $\{u_{m,n}\}$ の自己共分散関数 $R_u(k, l)$ は，次式で表すことができる．

$$\begin{aligned} R_u(k, l) &= E[u_{m,n} u_{m+k, n+l}] \\ &= \sigma_u^2 \delta_{k,0} \delta_{l,0} \end{aligned} \quad (5.15)$$

よって，観測時に付加される白色ノイズ $\{u_{m,n}\}$ のパワースペクトル $S_u(\omega_1, \omega_2)$ は次式となる．

$$\begin{aligned} S_u(\omega_1, \omega_2) &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} R_u(k, l) e^{-jk\omega_1} e^{-jl\omega_2} \\ &= \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} \sigma_u^2 \delta_{k,0} \delta_{l,0} e^{-jk\omega_1} e^{-jl\omega_2} \\ &= \sigma_u^2 \end{aligned} \quad (5.16)$$

劣化画像のパワースペクトル

劣化画像 $\{y_{m,n}\}$ は次式で表すことができる．

$$y_{m,n} = \sum_{(k,l) \in S_B} b_{k,l} x_{m-k, n-l} + u_{m,n} \quad (5.17)$$

ここで, $\{b_{k,l}\}$ は劣化を表す点拡がり関数, $\{S_B\}$ は劣化システムのサポートである.

劣化画像 $\{y_{m,n}\}$ の自己共分散関数 $R_y(p, q)$ は, 次式で表すことができる.

$$R_y(p, q) = E[y_{m,n}y_{m+p,n+q}] \quad (5.18)$$

$$= \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} \sum_{k'=-\infty}^{\infty} \sum_{l'=-\infty}^{\infty} b_{k,l}b_{k',l'}R_x(k+p-k', l+q-l') \\ + \sigma_u^2\delta_{p,0}\delta_{q,0} \quad (5.19)$$

$$(\because E[x_{m,n}u_{m+p,m+q}] = 0) \quad (5.20)$$

劣化画像 $\{y_{m,n}\}$ の自己共分散関数 $R_y(p, q)$ を離散フーリエ変換することにより, 劣化画像 $\{y_{m,n}\}$ のパワースペクトル $S_y(\omega_1, \omega_2)$ を求めることができ, 次式で表せる.

$$S_y(\omega_1, \omega_2) = \sum_{p=-\infty}^{\infty} \sum_{q=-\infty}^{\infty} R_y(p, q)e^{-jp\omega_1}e^{-jq\omega_2} \\ = |B(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 S_x(\omega_1, \omega_2) + S_u(\omega_1, \omega_2) \\ = \frac{|B(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2}{|1 - A(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2} S_w(\omega_1, \omega_2) + S_u(\omega_1, \omega_2) \\ = \frac{|B(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2}{|1 - A(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2} \sigma_w^2 + \sigma_u^2 \quad (5.21)$$

ここで,

$$B(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2}) = \sum_{(k,l)} b_{k,l}e^{-jk\omega_1}e^{-jl\omega_2} \quad (5.22)$$

である.

また, 復元フィルタによる復元画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ は, 次式で表すことができる.

$$\hat{x}_{m,n} = \sum_{(k,l) \in S_G} g_{k,l}y_{m-k,n-l} \quad (5.23)$$

ここで, $\{g_{k,l}\}$ は復元フィルタの線形係数, $\{S_G\}$ は復元システムのサポートである.

復元画像のパワースペクトル

復元画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ の自己共分散関数 $R_{\hat{x}}(p, q)$ は, 次式で表すことができる.

$$R_{\hat{x}}(p, q) = E[\hat{x}_{m,n}\hat{x}_{m+p,n+q}] \\ = \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} \sum_{k'=-\infty}^{\infty} \sum_{l'=-\infty}^{\infty} g_{k,l}g_{k',l'}R_y(k+p-k', l+q-l') \quad (5.24)$$

復元画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ の自己共分散関数 $R_{\hat{x}}(p, q)$ を離散フーリエ変換することにより, 復元

画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ のパワースペクトル $S_{\hat{x}}(\omega_1, \omega_2)$ を求めることができ、次式で表せる。

$$\begin{aligned}
S_{\hat{x}}(\omega_1, \omega_2) &= \sum_{p=-\infty}^{\infty} \sum_{q=-\infty}^{\infty} R_{\hat{x}}(p, q) e^{-jp\omega_1} e^{-jq\omega_2} \\
&= |G(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 S_y(\omega_1, \omega_2) \\
&= \frac{|G(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 |B(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2}{|1 - A(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2} \sigma_w^2 \\
&\quad + |G(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 \sigma_u^2
\end{aligned} \tag{5.25}$$

ここで、

$$G(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2}) = \sum_{(k,l)} g_{k,l} e^{-jk\omega_1} e^{-jl\omega_2} \tag{5.26}$$

である。

復元画像の観測値差分フィルタ出力のパワースペクトル

復元画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ の MDF 出力画像 $\{e_{m,n}\}$ の自己共分散関数 $R_e(p, q)$ は、次式で表すことができる。

$$\begin{aligned}
R_e(p, q) &= E[e_{m,n} e_{m+p, n+q}] \\
&= R_{\hat{x}}(p, q) - \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} d_{k,l} R_{\hat{x}}(k+p, l+q) - \sum_{k'=-\infty}^{\infty} \sum_{l'=-\infty}^{\infty} R_{\hat{x}}(p-k', q-l') \\
&\quad + \sum_{k=-\infty}^{\infty} \sum_{l=-\infty}^{\infty} \sum_{k'=-\infty}^{\infty} \sum_{l'=-\infty}^{\infty} d_{k,l} d_{k',l'} R_{\hat{x}}(k+p-k', l+q-l')
\end{aligned} \tag{5.27}$$

復元画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ の MDF 出力画像 $\{e_{m,n}\}$ のパワースペクトル $S_e(\omega_1, \omega_2)$ は、復元画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ の MDF 出力画像 $\{e_{m,n}\}$ の自己共分散関数 $R_e(p, q)$ を離散フーリエ変換することにより、求めることができ、次式で表せる。

$$\begin{aligned}
S_e(\omega_1, \omega_2) &= \sum_{p=-\infty}^{\infty} \sum_{q=-\infty}^{\infty} R_e(p, q) e^{-jp\omega_1} e^{-jq\omega_2} \\
&= |1 - D(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 S_{\hat{x}}(\omega_1, \omega_2) \\
&= \frac{|1 - D(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 |G(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 |B(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2}{|1 - A(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2} \sigma_w^2 \\
&\quad + |1 - D(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 |G(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 \sigma_u^2
\end{aligned} \tag{5.28}$$

$$\tag{5.29}$$

ここで、

$$D(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2}) = \sum_{(k,l)} d_{k,l} e^{-jk\omega_1} e^{-jl\omega_2} \tag{5.30}$$

である.

復元フィルタ $G(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})$ がウィナーフィルタのとき,

$$G(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2}) = \frac{B^*(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})S_x(\omega_1, \omega_2)}{|B(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 S_x(\omega_1, \omega_2) + \sigma_u^2} \quad (5.31)$$

ここで, $S_x(\omega_1, \omega_2) \gg \sigma_u^2$, $|B(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 \gg \frac{\sigma_u^2}{S_x(\omega_1, \omega_2)}$ の場合,

$$G(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2}) = \frac{B^*(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})}{|B(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 + \frac{\sigma_u^2}{S_x(\omega_1, \omega_2)}} \cong \frac{1}{B(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})} \quad (5.32)$$

$S_x(\omega_1, \omega_2) \ll \sigma_u^2$ の場合,

$$G(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2}) = \frac{B^*(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2}) \frac{S_x(\omega_1, \omega_2)}{\sigma_u^2}}{|B(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 \frac{S_x(\omega_1, \omega_2)}{\sigma_u^2} + 1} \cong 0 \quad (5.33)$$

となる.

このとき, 復元画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ の MDF 出力画像 $\{e_{m,n}\}$ のパワースペクトル $S_e(\omega_1, \omega_2)$ は, $S_x(\omega_1, \omega_2) \gg \sigma_u^2$, $|B(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 \gg \frac{\sigma_u^2}{S_x(\omega_1, \omega_2)}$ の場合,

$$S_e(\omega_1, \omega_2) = \frac{|1 - D(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2}{|1 - A(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2} \sigma_w^2 + \frac{|1 - D(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2}{|B(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2} \sigma_u^2 \quad (5.34)$$

となり, $|1 - D(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 = |1 - A(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2$, $\sigma_u^2 \ll \sigma_w^2$ のとき,

$$S_e(\omega_1, \omega_2) = \sigma_w^2 \quad (5.35)$$

となる. また, $S_x(\omega_1, \omega_2) \ll \sigma_u^2$ の場合,

$$S_e(\omega_1, \omega_2) = 0 \quad (5.36)$$

となる.

復元が適切に行われた場合, $S_x(\omega_1, \omega_2) \gg \sigma_u^2$, $|B(e^{-j\omega_1}, e^{-j\omega_2})|^2 \gg \frac{\sigma_u^2}{S_x(\omega_1, \omega_2)}$ の範囲内では, 復元画像 $\{\hat{x}_{m,n}\}$ の MDF 出力画像 $\{e_{m,n}\}$ のパワースペクトル $S_e(\omega_1, \omega_2)$ は σ_w^2 でほぼ一定となるため, パワースペクトルの平坦さを評価することにより, 最良の復元画像を選択することが可能であると考えられる.

5.3.4 観測値差分フィルタ出力のパワースペクトル

図 5.10 は, 原画像 (Lena), 原画像を運動劣化の長さ $L = 10$ で劣化させた運動劣化 JPEG 画像, 運動劣化の長さ $L_{res} = 8, 10, 12$ を用いて鮮明化処理した鮮明化画像のパワースペクトルを示している. 図 5.10 より, 運動劣化の長さ $L_{res} = 8$ を用いた鮮明化画像のパワースペクトルは, 低周波数領域の値が原画像よりも低くなっており, これは鮮明

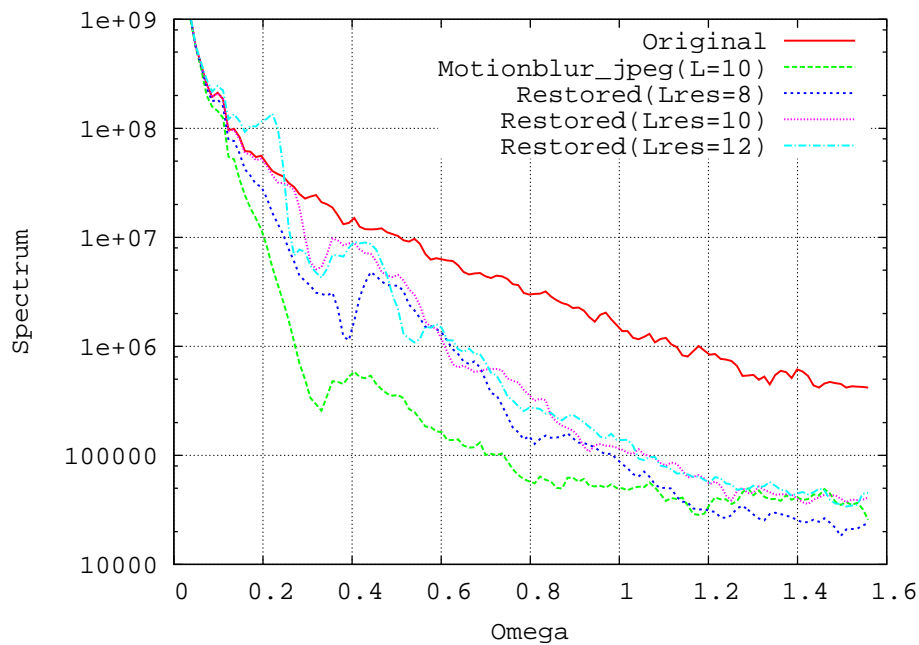


図 5.10 パワースペクトル

化が不十分であり，運動劣化が残っている現象に対応している．逆に，運動劣化の長さ $L_{res} = 12$ を用いた鮮明化画像のパワースペクトルは，低周波数領域の値が原画像よりも高くなっており，これはリングングの増大に対応している．ただし，図 5.10 からは，鮮明化時に用いる運動劣化の長さ L_{res} の変化に対応する違いの定量的評価を行うことは難しい．図 5.11 は，図 5.10 で用いた画像に，観測値差分フィルタ (MDF) を適用した出力のパワースペクトル $P_e(\omega_1, 0)$ を示している．原画像の MDF 出力のパワースペクトルは，比較的フラットであり，運動劣化 JPEG 画像の MDF 出力のパワースペクトルは，全周波数領域にわたって値が小さくなっている．運動劣化の長さ $L_{res} = 8$ を用いた鮮明化画像に MDF を適用した出力のパワースペクトルは，低周波領域の値が原画像よりも低い．逆に，運動劣化の長さ $L_{res} = 12$ を用いた鮮明化画像に MDF を適用した出力のパワースペクトルは，低周波数領域の値が原画像よりも高くなっている．真の運動劣化の長さ $L_{res} = 10$ を用いた鮮明化画像に MDF を適用した出力のパワースペクトルは，低周波数領域においてほぼ一定となっており，原画像に近い値となっている．パワースペクトルの平坦さを評価するために，次節に示すパワースペクトルのゆがみを用いる．

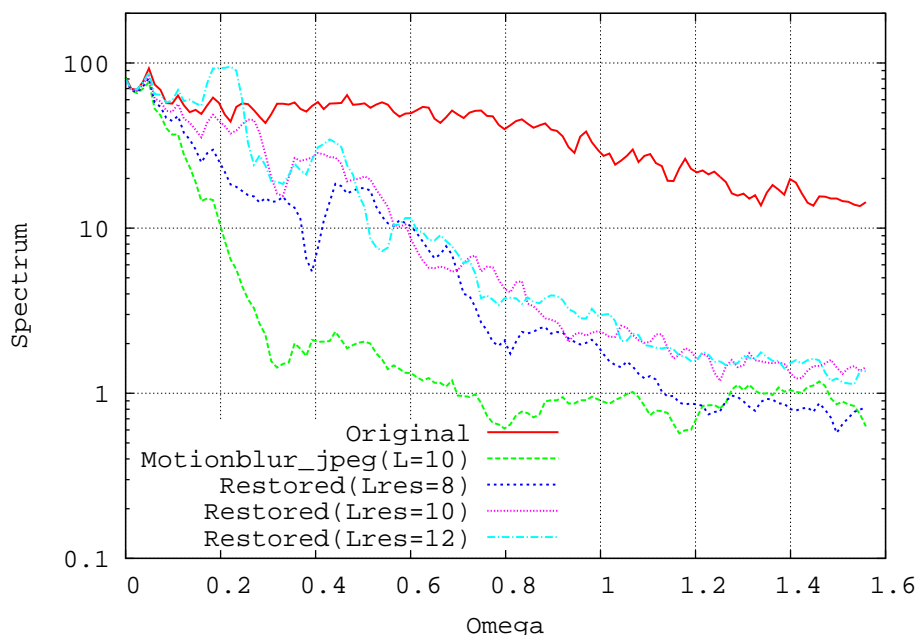


図 5.11 観測値差分フィルタを適用した出力のパワースペクトル

5.3.5 パワースペクトルのゆがみ

観測値差分フィルタの出力画像 $\{e_{m,n}\}$ のパワースペクトル $\{P_e(\omega_1, \omega_2)\}$ の白色度合を評価するために、以下で定義するパワースペクトルのゆがみ S_{P_e} を用いる.

$$S_{P_e} \equiv \frac{1}{2\pi\sigma_{P_e}^3} \sum_{k=1}^{\frac{N}{4}} \left\{ P_e\left(\frac{2\pi}{M}k, 0\right) - \mu_{P_e} \right\}^3 \quad (5.37)$$

ここで、 μ_{P_e} はパワースペクトルの縦方向の平均、 σ_{P_e} は、パワースペクトルの縦方向の標準偏差であり、以下により推定する.

$$P_e\left(\frac{2\pi}{M}k, 0\right) = \frac{1}{MN} \sum_{n=0}^{N-1} \left| \sum_{m=0}^{M-1} e_{m,n} e^{-j\frac{2\pi}{M}km} \right|^2 \quad (5.38)$$

$$\mu_{P_e} = \frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} P_e\left(\frac{2\pi}{M}k, 0\right) \quad (5.39)$$

$$\sigma_{P_e} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{k=0}^{M-1} \left\{ P_e\left(\frac{2\pi}{M}k, 0\right) - \mu_{P_e} \right\}^2} \quad (5.40)$$

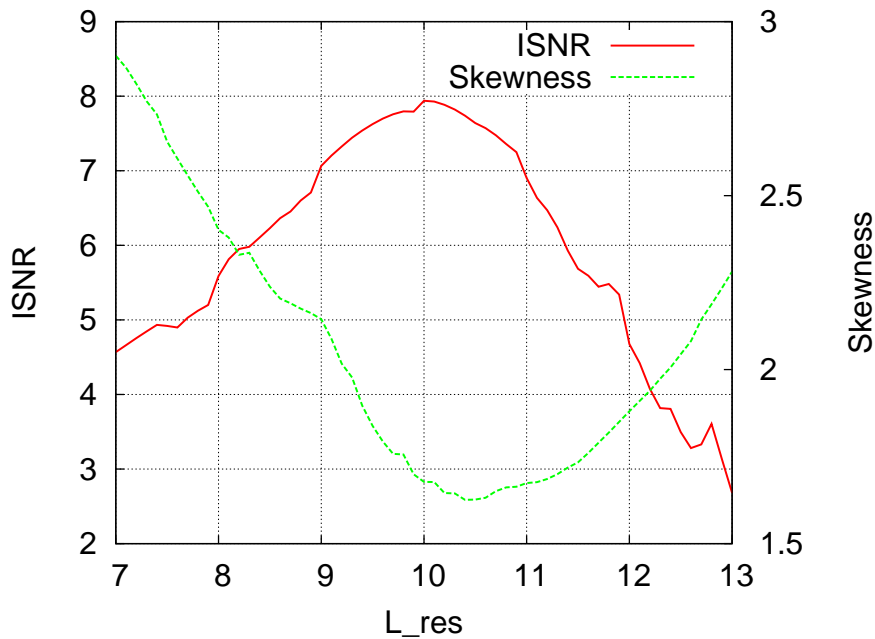


図 5.12 鮮明化に用いた L_{res} とスペクトルの縦方向のゆがみおよび $ISNR$ の関係

鮮明化時に用いる運動劣化の長さ L_{res} が妥当な場合、観測値差分フィルタ出力のパワースペクトルがほぼ一定となるため、パワースペクトルのゆがみは小さくなる。

以下に実例で示す。前節と同様に、原画像 (Lena) を垂直方向に運動劣化の長さ $L = 10$ で劣化させた運動劣化 JPEG 画像に対し、運動劣化の長さ L_{res} を変化させて複数の鮮明化画像を生成し、その鮮明化画像に観測値差分フィルタを適用した出力のパワースペクトルの縦方向のゆがみと、 $ISNR$ の関係を図 5.12 に示す。図 5.12 より、出力スペクトルの縦方向のゆがみが最小値をとる L_{res} の値 10.4 は、 $ISNR$ が最大値をとる L_{res} の値 10.0 に対して、4 パーセント程度大きな値となっている。また、鮮明化時に用いる運動劣化の長さ L_{res} として、真の運動劣化の長さ $L_{res} = 10$ を用いて鮮明化した場合、 $ISNR$ は 7.93[dB] であり、観測値差分フィルタに適用した出力のパワースペクトルの縦方向のゆがみが最小となる場合 ($L_{res} = 10.4$)、 $ISNR$ は 7.73[dB] であり、ほぼ同等な値となる。鮮明化時に用いる運動劣化の長さ $L_{res} = 10$ と $L_{res} = 10.4$ の場合の鮮明化画像を図 5.13 に示す。両者に視覚的な差は殆どなく、両者とも良好に鮮明化されていることがわかる。よって、観測値差分フィルタを適用した出力のパワースペクトルのゆがみを鮮明化画像の評価量とすることが可能であると考えられる。以後、本手法を用いて焦点ずれ半径 \hat{R} 、運動劣化の長さ \hat{L} 及び角度 $\hat{\phi}$ について推定実験を行い、本手法の有効性を確認する。

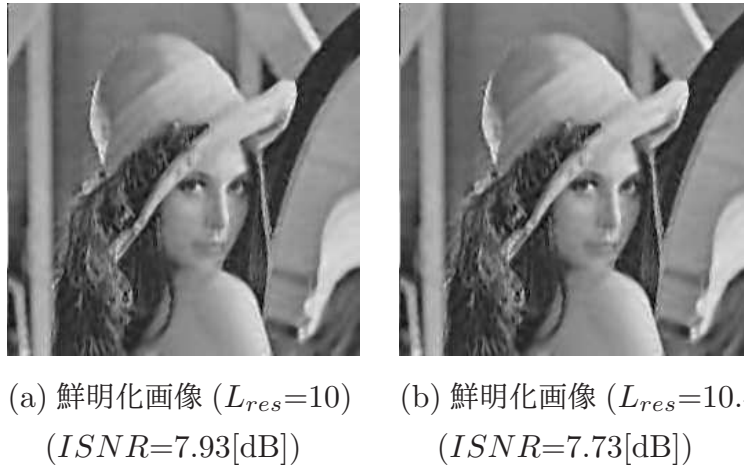


図 5.13 鮮明化に用いる運動劣化の長さ $L_{res}=10$ と $L_{res}=10.4$ の場合の処理結果 (Lena)

5.4 劣化パラメータの推定範囲の限定

前節で提案した推定手法は、鮮明化処理を行った複数の鮮明化画像から、観測値差分フィルタの出力のパワースペクトルの平坦さを利用することを考えると、計算量が膨大となる。そこで、本推定手法を用いる前に、あらかじめ推定範囲を限定しておく必要がある。事前推定法として、短い計算時間で大まかに推定できる手法が適している。従来の最尤推定法は、劣化 JPEG 画像に対する推定精度が低い上に、計算時間が長いため、事前推定法としては適さない。また、自己共分散関数を用いた推定手法は、推定精度は高くないものの、計算時間が短いため、事前推定法として適しているものと考えられる。そこで、劣化 JPEG 画像に対して観測値差分フィルタを適用し、出力画像の自己共分散関数から大まかに劣化パラメータの推定を行うことにより、推定範囲を限定する。その後、範囲を限定した領域での劣化パラメータを利用して、鮮明化画像に観測値差分フィルタを適用した出力のパワースペクトルを利用した鮮明化画像の選択を行う。図 5.14 に劣化パラメータの推定手順を示す。劣化画像の観測値差分フィルタの出力の自己共分散関数により、劣化パラメータの推定範囲を限定し、限定した範囲内で劣化パラメータを変化させて鮮明化処理を行い、複数の鮮明化画像を得る。複数の鮮明化画像に観測値差分フィルタを適用し、その出力のパワースペクトルが平坦 (ゆがみが最小) となる鮮明化画像を選択する。

5.5 劣化パラメータの推定実験

5.5.1 焦点ずれ半径の推定実験

第3章では焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化実験について述べたが、ここでは、焦点ずれ劣化 JPEG 画像の焦点ずれ半径 \hat{R} の推定実験について述べる。

鮮明化処理の際に用いる焦点ずれ半径 R_{res} を変化させながら、複数の鮮明化画像を生成した後、観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ のパワースペクトルの平坦さを評価することにより、最良の鮮明化画像を選択し、間接的に焦点ずれ半径 \hat{R} の推定を行う。ただし、複数の鮮明化画像を生成する際に、変化させる焦点ずれ半径 R_{res} が無数に存在することから、変化させる範囲を限定する必要がある。そこで、事前に、焦点ずれ劣化 JPEG 画像に観測値差分フィルタを適用した出力 $\{e_{m,n}\}$ に対して、自己共分散関数 $R_e(k, l)$ を計算することにより、焦点ずれ半径 \hat{R} を大まかに推定し、推定範囲を限定する。

図 5.15 は、原画像 (Lena) を焦点ずれ半径 $R = 2.5$ で劣化させた焦点ずれ劣化 JPEG 画像の、観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ の自己共分散関数 $R_e(k, l)$ を示している。また、図 5.16, 図 5.17, 図 5.18 は、画像モデルを焦点ずれ半径 $R = 1.5, 2.5, 3.5$ で劣化させた焦点ずれ劣化画像モデルの、観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ の自己共分散関数 $R_e(k, l)$ を示している。

図 5.19 は、図 5.15 から図 5.18 について、原点からの距離 $h (= \sqrt{k^2 + l^2})$ と、自己共分散関数 $R_e(k, l)$ の関係を示している。焦点ずれ劣化画像モデルの観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ の自己共分散関数 $R_e(k, l)$ は、いずれも原点からの距離 h が大きくなるにつれて線形的に低下し、焦点ずれ半径 R の 2 倍、つまり焦点ずれ直径の長さで $R_e(k, l)$ が 0 となる。この性質を利用して、焦点ずれ半径の推定範囲を限定する。

図 5.19 より、原画像 (Lena) を焦点ずれ半径 $R = 2.5$ で劣化させた焦点ずれ劣化 JPEG 画像の、観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ の自己共分散関数 $R_e(k, l)$ について回帰直線を引くと、原点からの距離 h が大きくなるにつれて $R_e(k, l)$ が低下し、原点からの距離 $h = 4.5$ 付近で 0 となることがわかる。同値は、焦点ずれ半径 $R = 1.5$ の焦点ずれ劣化画像モデルで $R_e(k, l)$ が 0 となる原点からの距離 ($h = 3.0$) と、焦点ずれ半径 $R = 3.5$ の焦点ずれ劣化画像モデルで $R_e(k, l)$ が 0 となる原点からの距離 ($h = 7.0$) との間に入っていることから、推定値は少なくとも $R = 1.5 \sim 3.5$ の範囲内に入っているものと考えられ、推定範囲を $R = 1.5 \sim 3.5$ に限定する。同範囲内で焦点ずれ半径 R_{res} を変化させながら鮮明化処理を行い、得られた複数の鮮明化画像に対する観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ の、パワースペクトルの縦方向と横方向のゆがみの積 S_{Pe} を図 5.20 に示す。図 5.20 より、 $R_{res} = 2.4$ でパワースペクトルの縦方向と横方向のゆがみの積 S_{Pe} が最小となり、

また, $R_{res} = 2.4$ 付近で ISNR が最大値をとることから, $\hat{R} = 2.4$ を推定値とする.

図 5.21 より, 推定値 $\hat{R} = 2.4$ を用いて鮮明化した画像 ($ISNR = 1.25[dB]$) は, 真値 $R = 2.5$ を用いて鮮明化した画像 ($ISNR = 1.28[dB]$) と画質的に殆ど差異は見られず, 同程度に鮮明化されていることが確認できる.

次に, デジタルカメラで撮影した実際の焦点ずれ劣化 JPEG 画像 (図 5.24(a)) を用いて, 焦点ずれ半径の推定実験を行った結果について述べる. 図 5.22 は, 実焦点ずれ劣化 JPEG 画像と, $R = 2.0$, $R = 3.0$, $R = 4.0$ で劣化させた焦点ずれ劣化画像モデルについて, 原点からの距離 h と自己共分散関数 $R_e(k, l)$ の関係を示している. 実焦点ずれ劣化 JPEG 画像の観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ の自己共分散関数 $R_e(k, l)$ の回帰直線は, 焦点ずれ劣化画像モデルと同様, 原点からの距離 h が大きくなるにつれて線形的に低下し, $h = 5.0$ 付近で 0 となる. 同値は, $R = 2.0$ の焦点ずれ劣化画像モデルで $R_e(k, l) = 0$ となる原点からの距離 ($h = 4.0$) と, $R = 4.0$ の焦点ずれ劣化画像モデルで $R_e(k, l) = 0$ となる原点からの距離 ($h = 8.0$) との間に入っていることから, 推定範囲を $R = 2.0 \sim 4.0$ に限定する. 同範囲内で焦点ずれ半径 R_{res} を変化させながら鮮明化処理を行い, 得られた複数の鮮明化画像に対する観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ の, パワースペクトルの縦方向と横方向のゆがみの積 S_{Pe} を図 5.23 に示す. 図 5.23 より, $R_{res} = 3.1$ でパワースペクトルの縦方向と横方向のゆがみの積 S_{Pe} が最小となることから, $\hat{R} = 3.1$ を推定値とする.

鮮明化に用いる焦点ずれ半径を $R_{res} = 2.0$, $R_{res} = 3.1$, $R_{res} = 4.0$ に変化させて鮮明化処理した画像を図 5.24(b), (c), (d) に示す. $R_{res} = 2.0$ を用いた鮮明化画像は鮮明化が不十分であり, $R_{res} = 4.0$ を用いた鮮明化画像はリングングの発生が顕著であるのに対し, 推定値 $R_{res} = 3.1$ を用いた鮮明化画像は, 車両形状及びナンバープレートの数字が鮮明化されていることがわかる.

今回撮影に用いた一眼レフデジタルカメラでは, JPEG の量子化の影響が小さくなるように, JPEG の量子化テーブルには小さな値が設定されていた. なお, 前述の計算機実験結果では, JPEG 推奨の量子化テーブルを用いている.

5.5.2 運動劣化の長さや角度の推定実験

第 4 章では運動劣化 JPEG 画像の鮮明化処理について述べたが, ここでは, 運動劣化 JPEG 画像の運動劣化の長さ \hat{L} と角度 $\hat{\phi}$ の推定方法について述べる.

鮮明化処理の際に用いる劣化パラメータを変化させながら鮮明化処理を行い, 得られた複数の鮮明化画像から, 観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ のパワースペクトルの平坦さを利用することを考えると, 変化させる劣化パラメータが, 運動劣化の長さ L_{res} と角度 ϕ_{res} の二次元となるために, 計算量が膨大となる.

そこで、まず、大まかに運動劣化の長さ \hat{L} と角度 $\hat{\phi}$ の推定を行い、その後、範囲を限定した領域での劣化パラメータを用いて、鮮明化画像の観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ のパワースペクトルを利用した鮮明化画像の選択を行う。

まず、大まかな運動劣化の長さ \hat{L} と角度 $\hat{\phi}$ の推定には、以下で定義する運動劣化 JPEG 画像に対する観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ の自己共分散関数に基づく評価規準 $J(L, \phi)$ を用いる。

$$\{\hat{L}, \hat{\phi}\} = \arg \min J(L, \phi) \quad (5.41)$$

$$J(L, \phi) \equiv \sum_{(k,l) \in S_d} \left\{ \frac{R_e(k,l)}{\max R_e(k,l)} - \frac{\hat{R}_e(k,l)}{\max \hat{R}_e(k,l)} \right\}^2 \quad (5.42)$$

ここで、 $\{R_e(k,l)\}$ は運動劣化 JPEG 画像 $\{\dot{y}_{m,n}\}$ の観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ の標本自己共分散関数、 $\{\hat{R}_e(k,l)\}$ は画像モデルより求めた $\{e_{m,n}\}$ の自己共分散関数である。つまり、

$$\begin{aligned} e_{m,n} = & \dot{y}_{m,n} - \mu_y(m, n) \\ & - d_{k,l} \{ (\dot{y}_{m+1,n} - \mu_y(m+1, n)) + (\dot{y}_{m-1,n} - \mu_y(m-1, n)) \\ & + (\dot{y}_{m,n+1} - \mu_y(m, n+1)) + (\dot{y}_{m,n-1} - \mu_y(m, n-1)) \} \end{aligned} \quad (5.43)$$

$$\mu_y(m, n) = \frac{1}{(2W+1)^2} \sum_{k=-1}^1 \sum_{l=-1}^1 \dot{y}_{m+k, n+l} \quad (5.44)$$

$$R_e(k, l) = \frac{1}{(M-k)(N-l)} \sum_{m=0}^{M-1-k} \sum_{n=0}^{N-1-l} e_{m,n} e_{m+k, n+l} \quad (5.45)$$

$$\hat{R}_e(k, l) = \sigma_w^2 \sum_{p,q} b_{p,q} b_{p+k, q+l} \quad (5.46)$$

ここで、 $b_{p,q}$ は式 (4.3) によって定義される運動劣化を表す点拡がり関数である。

運動劣化の長さ $L = 10$ および角度 $\phi = 60^\circ$ とした場合の観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ のモデル自己共分散関数 $\hat{R}_e(k, l)$ を、図 5.25 に示す。図 5.25 より、運動劣化の方向 ($\phi = 60^\circ$) に山の尾根がのびたグラフ形状になっており、運動劣化の方向に強い相関を持っていることがわかる。また、原点からの距離が $L = 10$ (運動劣化の長さ) 付近において、モデル自己共分散関数 $\hat{R}_e(k, l)$ が 0 となっている。

次に、Lena 画像を運動劣化の長さ $L = 10$ 、角度 $\phi = 60^\circ$ で劣化させた運動劣化 JPEG 画像に対する、観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ の標本自己共分散関数 $R_e(k, l)$ を、図 5.26 に示す。図 5.26 は、図 5.25 と同様、運動劣化の方向に強い相関を持っており、原点からの距離が運動劣化の長さ $L = 10$ 付近で 0 となっている。

上記のとおり、図 5.25 及び図 5.26 は、いずれも運動劣化の方向に対して強い相関を

もっていることから，モデル自己共分散関数と標本自己共分散関数との二乗誤差を評価することにより，運動劣化の長さ \hat{L} と角度 $\hat{\phi}$ を大まかに推定することが可能であると考えられる。

観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ のモデル自己共分散関数 $\hat{R}_e(k,l)$ と，Lena 画像を運動劣化の長さ $L = 10$ ，角度 $\phi = 60^\circ$ で劣化させた運動劣化 JPEG 画像に対する，観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ の標本自己共分散関数 $R_e(k,l)$ との二乗誤差を図 5.27 に示す。図 5.27 より， $L_{res} = 9 \sim 11$ ， $\phi_{res} = 57 \sim 61$ の範囲では $J(L, \phi)$ が 0.02 以下となっていることから，劣化パラメータは，少なくとも $\hat{L} = 9 \sim 11$ ， $\hat{\phi} = 55 \sim 65$ の範囲内に入っているものと考えられる。そこで，同範囲内で劣化パラメータを変化させながら鮮明化処理を行い，得られた複数の鮮明化画像に対する観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ のパワースペクトルのゆがみ S_{Pe} を図 5.28 に示す。図 5.28 より， $L_{res} = 10$ ， $\phi_{res} = 61$ 付近で S_{Pe} が最小となることから， $\hat{L} = 10$ ， $\hat{\phi} = 61$ を推定値とする。推定値 $\hat{L} = 10$ ， $\hat{\phi} = 61$ を用いて鮮明化した画像は，真値 $L = 10$ ， $\phi = 60$ を用いて鮮明化した画像と同程度に鮮明化されていることが確認できる (図 5.29(c),(d))。

次に，デジタルカメラで撮影した実際の運動劣化 JPEG 画像 (図 5.32(a)) を用いて，運動劣化の長さ及び角度の推定実験を行った結果について述べる。

モデル自己共分散関数と，撮影画像の運動劣化 JPEG 画像の標本自己共分散関数との二乗誤差を図 5.30 に示す。図 5.30 より， $L_{res} = 8$ 以上， $\phi_{res} = 58 \sim 68$ の範囲では $J(L, \phi)$ が 0.05 以下となっていることから，劣化パラメータは，少なくとも $L_{res} = 8$ 以上， $\phi_{res} = 55 \sim 70$ の範囲内に入っているものと考えられる。そこで，同範囲内で劣化パラメータを変化させながら鮮明化処理を行い，得られた複数の鮮明化画像に対する観測値差分フィルタ出力 $\{e_{m,n}\}$ のパワースペクトルのゆがみ S_{Pe} を図 5.31 に示す。図 5.31 より， $L_{res} = 10.5$ ， $\phi_{res} = 60$ 付近で S_{Pe} が最小となることから， $L_{res} = 10.5$ ， $\phi_{res} = 60$ を推定値とする。

鮮明化に用いる運動劣化の長さを $L_{res} = 9.0, 10.5, 12.0$ に変化させ，また運動劣化の方向を $\phi_{res} = 50, 60, 70$ に変化させて，鮮明化処理した画像を図 5.32(b) から (i) に示す。 $L_{res} = 9.0$ を用いた鮮明化画像は鮮明化が不十分であり， $L_{res} = 12.0$ ， $\phi_{res} = 50$ ， $\phi_{res} = 70$ を用いた鮮明化画像はリングングの発生が顕著であるのに対し，推定値 $L_{res} = 10.5$ と $\phi_{res} = 60$ を用いた鮮明化画像は，車両形状及び車体左側面の文字が鮮明化されていることがわかる。

今回撮影に用いた一眼レフデジタルカメラでは，表 3.5 示す量子化テーブルが設定された。なお，前述の計算機実験結果では，表 3.4 に示す JPEG 推奨の量子化テーブルを用いている。

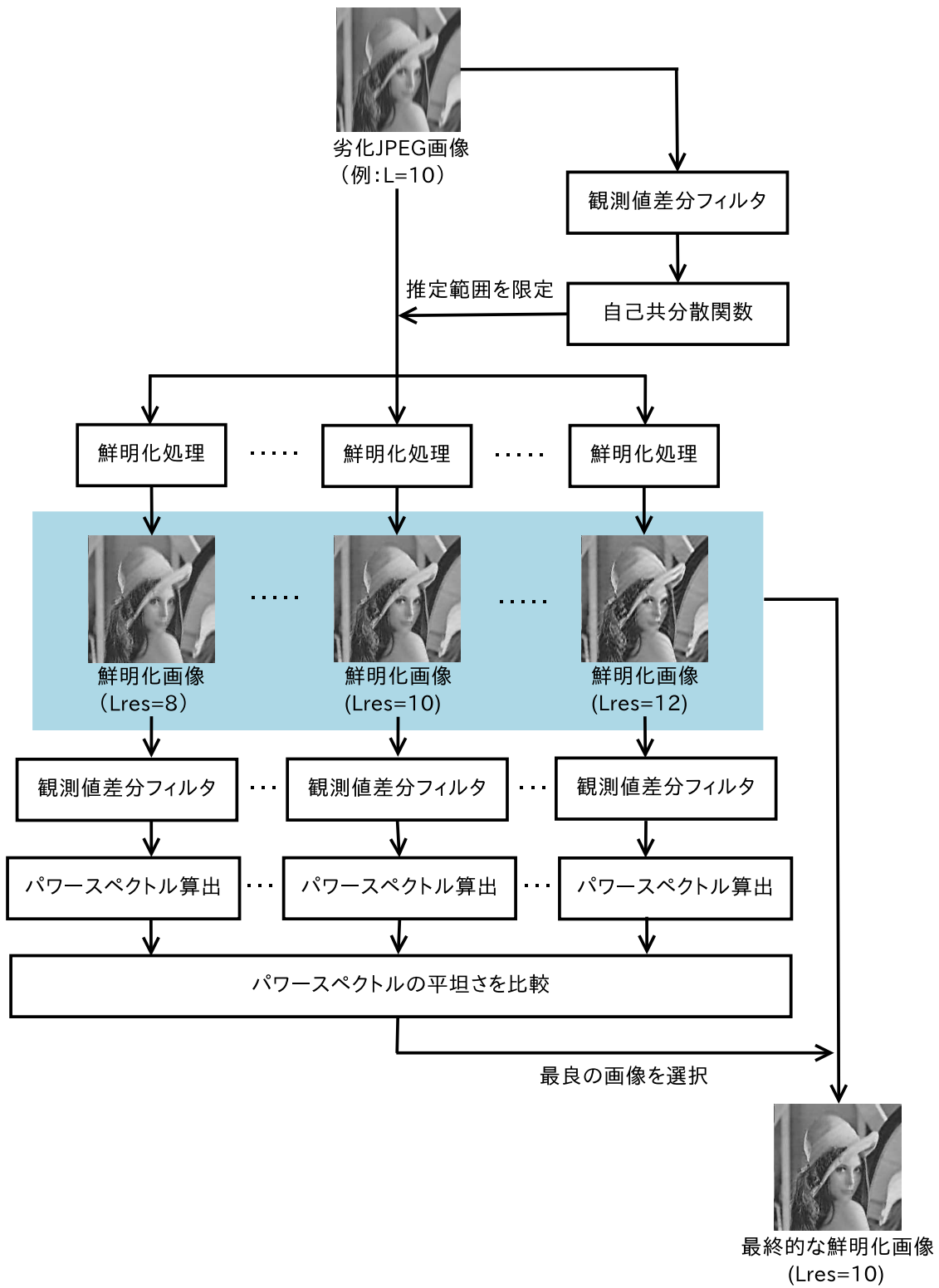


図 5.14 提案法の鮮明化処理過程

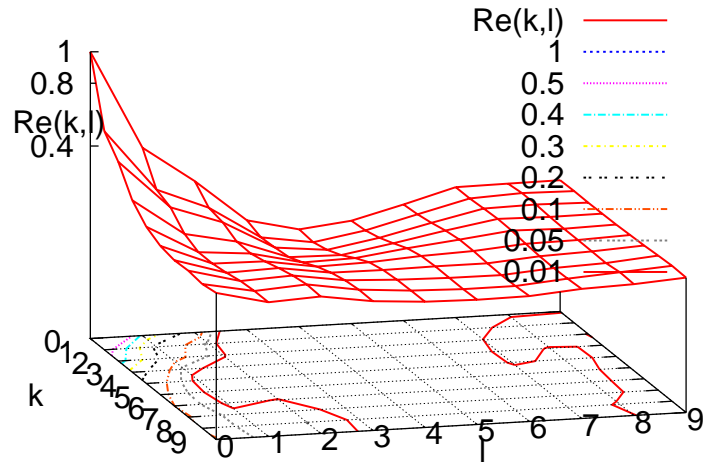


図 5.15 焦点ずれ劣化 JPEG 画像の観測値差分フィルタ出力の自己共分散関数 (Lena, $R = 2.5$)

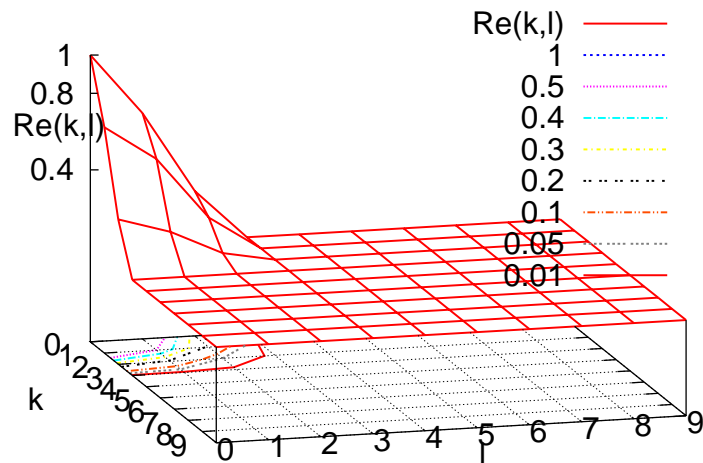
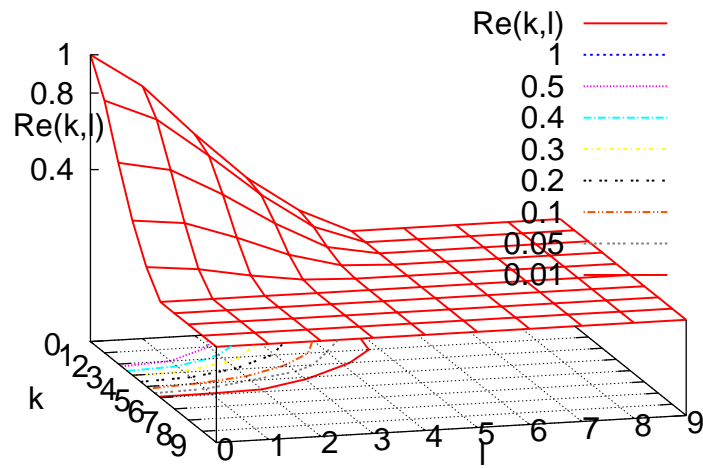
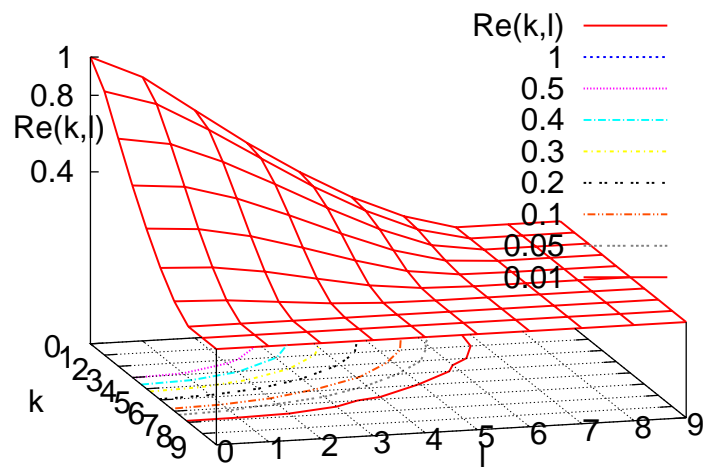


図 5.16 焦点ずれ劣化画像モデルの観測値差分フィルタ出力の自己共分散関数 ($R = 1.5$)

図 5.17 焦点ずれ劣化画像モデルの観測値差分フィルタ出力の自己共分散関数 ($R = 2.5$)図 5.18 焦点ずれ劣化画像モデルの観測値差分フィルタ出力の自己共分散関数 ($R = 3.5$)

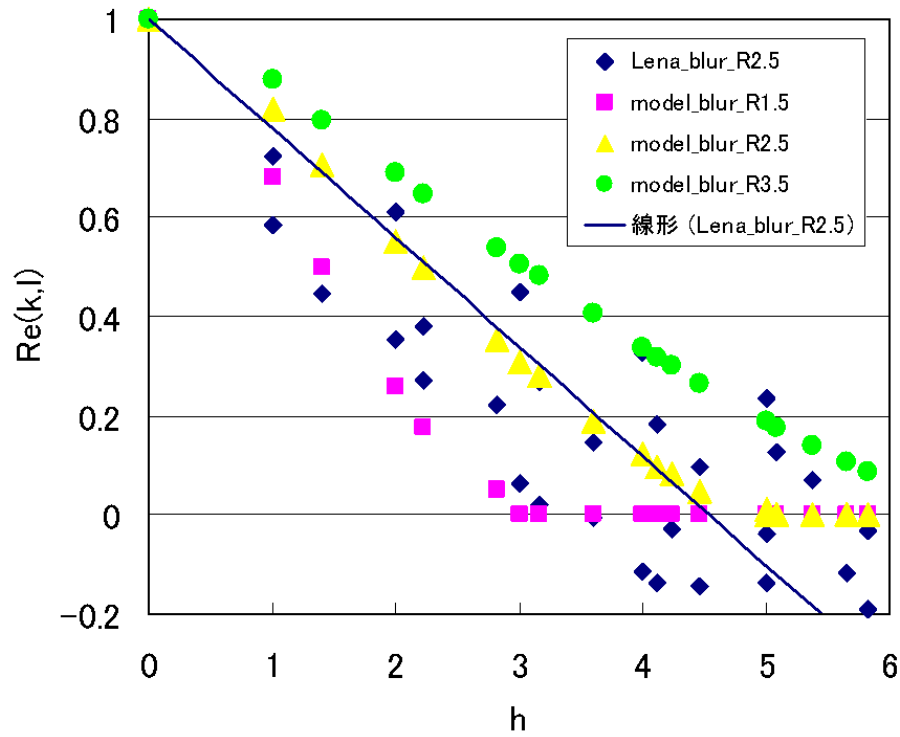


図 5.19 原点からの距離と自己共分散関数の関係

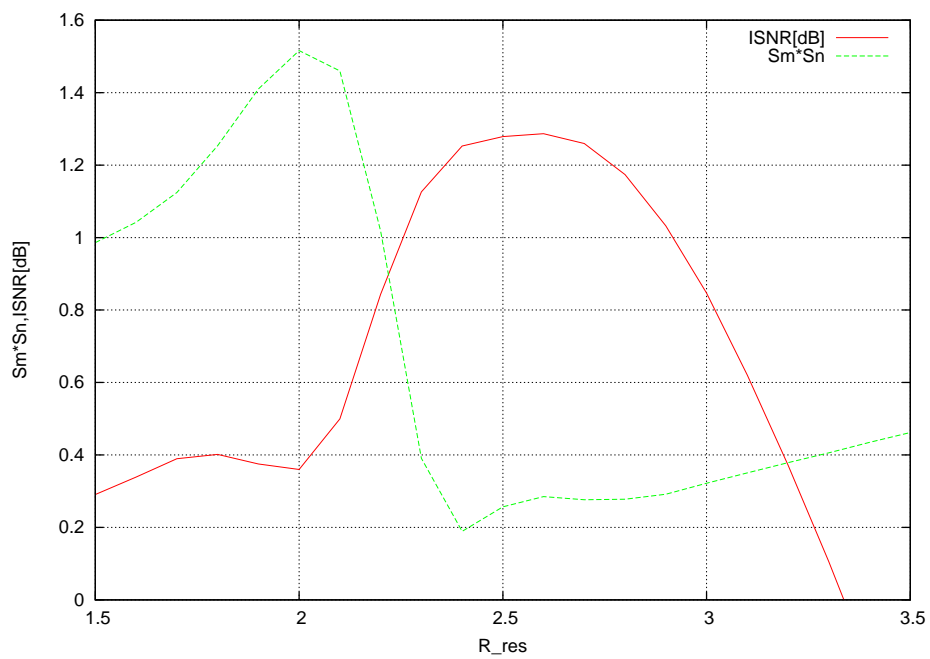


図 5.20 焦点ずれ劣化 JPEG 画像の観測値差分フィルタ出力のパワースペクトルと ISNR の関係 (Lena, $R = 2.5$)



(a) 原画像 (Lena)

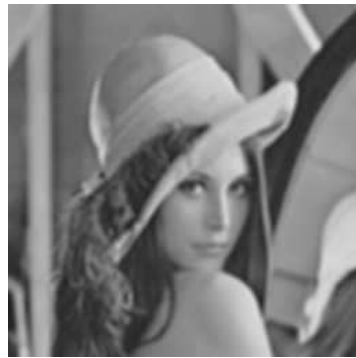
(b) 焦点ずれ劣化 JPEG 画像
($R=2.5$)(c) 鮮明化画像 (推定値)
($\hat{R} = 2.4, ISNR = 1.25[dB]$)(d) 鮮明化画像 (真値)
($R = 2.5, ISNR = 1.28[dB]$)

図 5.21 推定した劣化パラメータを用いた鮮明化処理結果 (Lena)

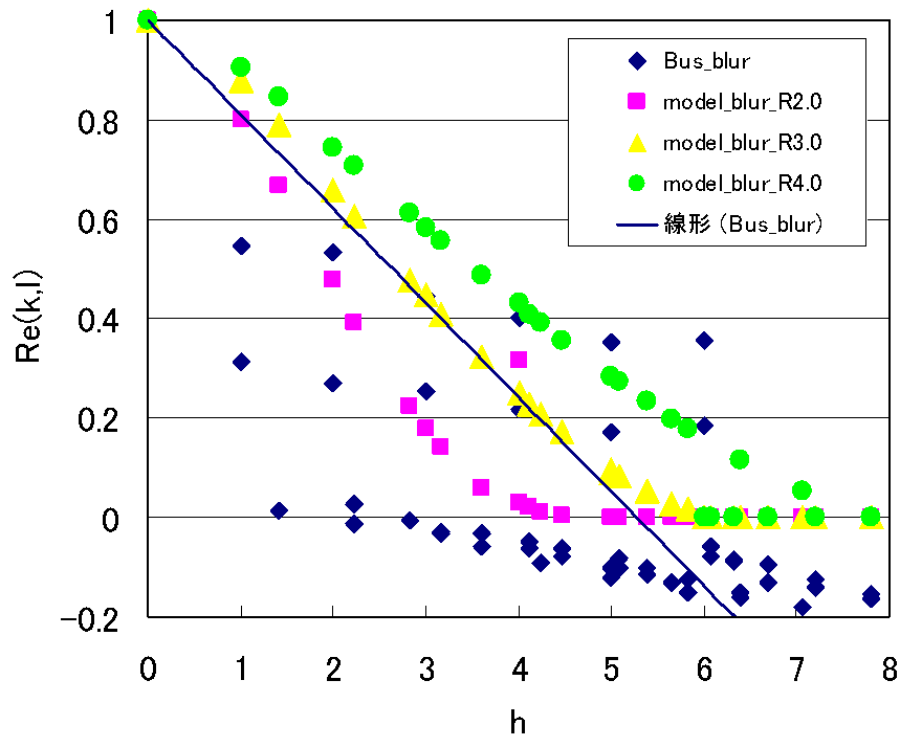


図 5.22 原点からの距離と自己共分散関数の関係

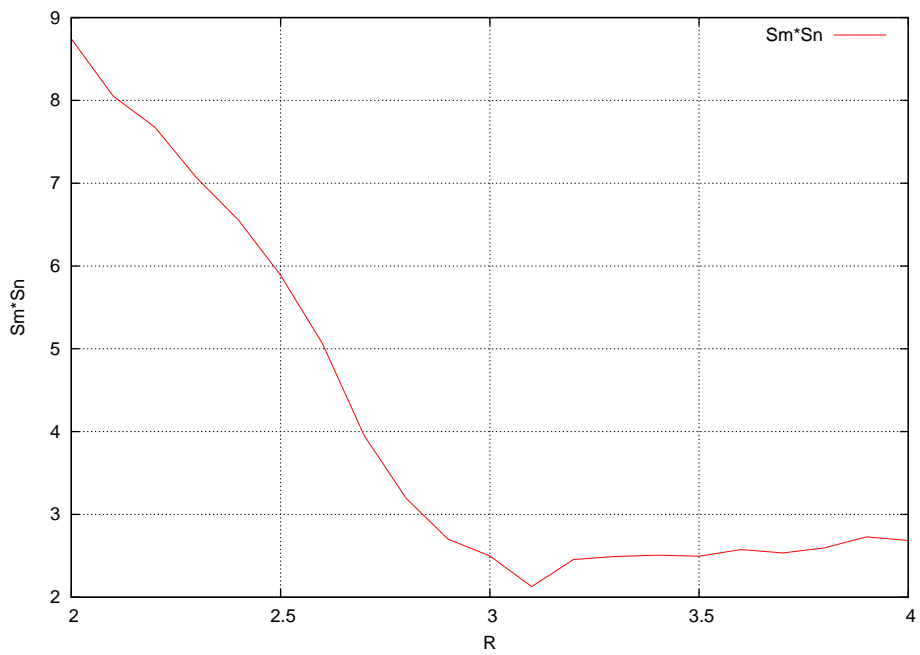


図 5.23 実焦点ずれ劣化 JPEG 画像の観測値差分フィルタ出力のパワースペクトル (Bus)

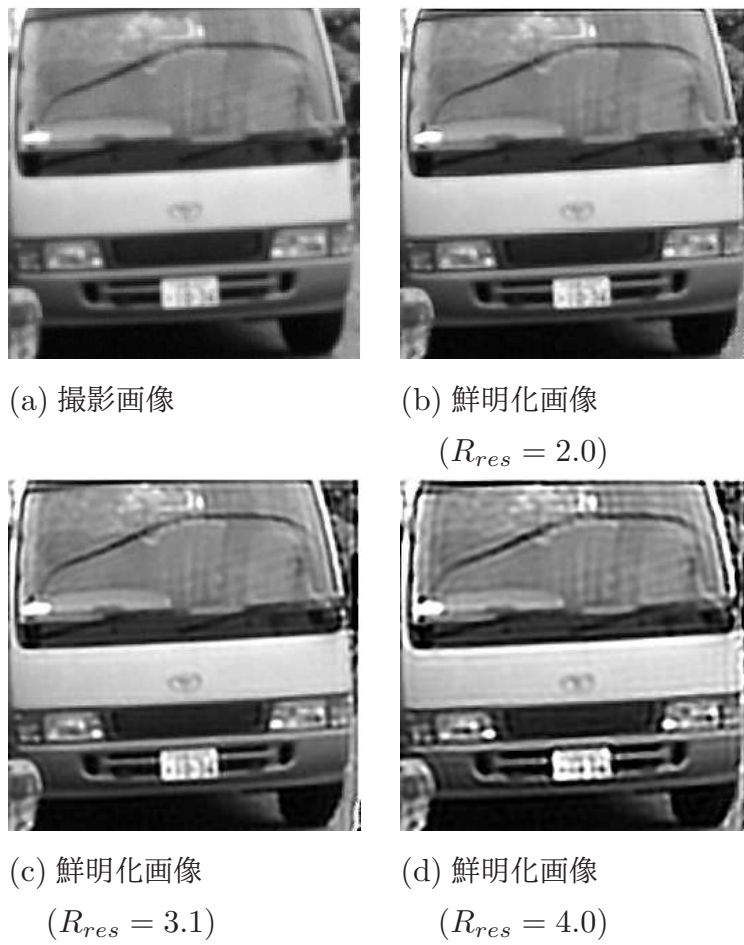


図 5.24 実焦点ずれ劣化画像を用いた劣化パラメータの推定実験結果 (Bus)

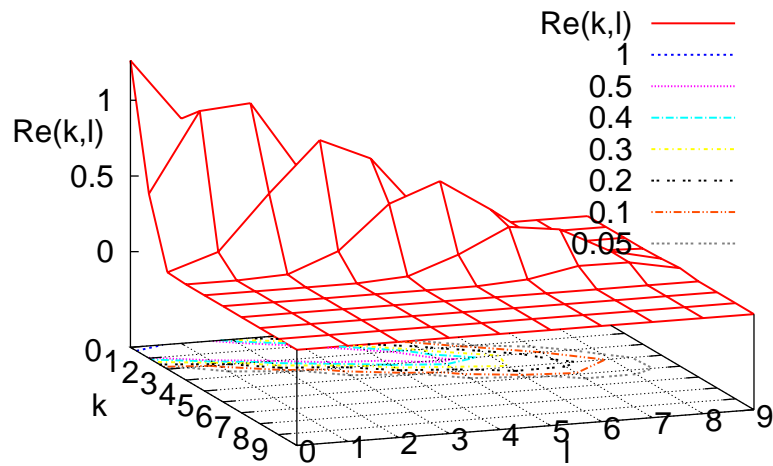


図 5.25 観測値差分フィルタ出力のモデル自己共分散関数 $Re(k, l)$ ($L = 10.0, \phi = 60.0$)

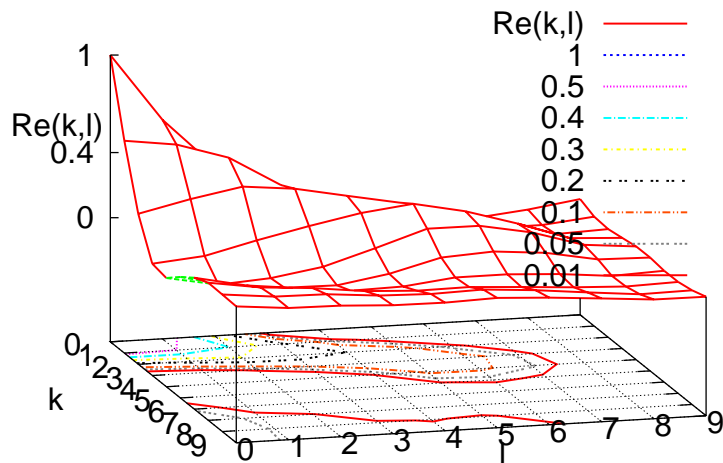


図 5.26 標本自己共分散関数 (運動劣化)

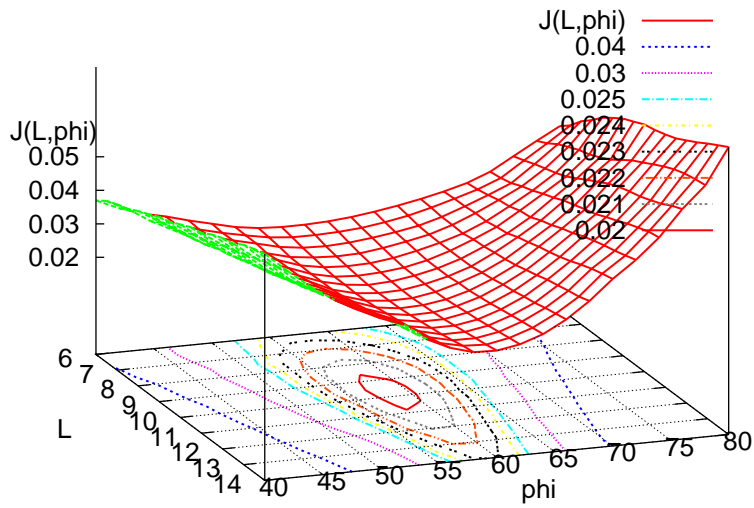


図 5.27 自己共分散関数を用いた推定結果 (運動劣化)

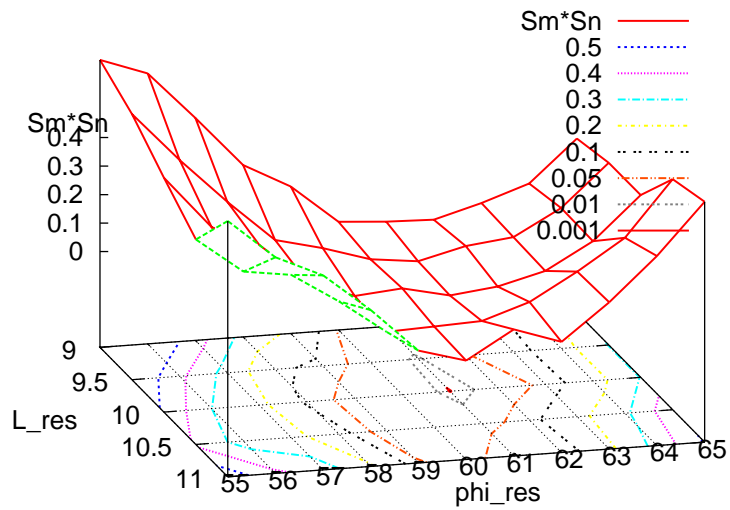


図 5.28 パワースペクトルのゆがみを用いた推定結果 (運動劣化)



(a) 原画像

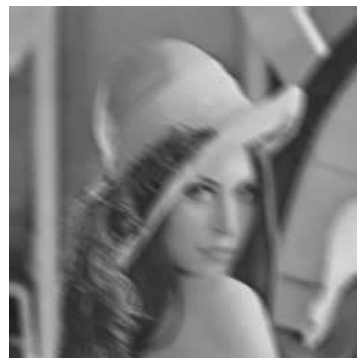
(b) 運動劣化 JPEG 画像
($L = 10, \phi = 60$)(c) 鮮明化画像
($L_{res} = 10, \phi_{res} = 60$, 真値)(d) 鮮明化画像
($L_{res} = 10, \phi_{res} = 61$, 推定値)

図 5.29 鮮明化実験結果 (運動劣化)

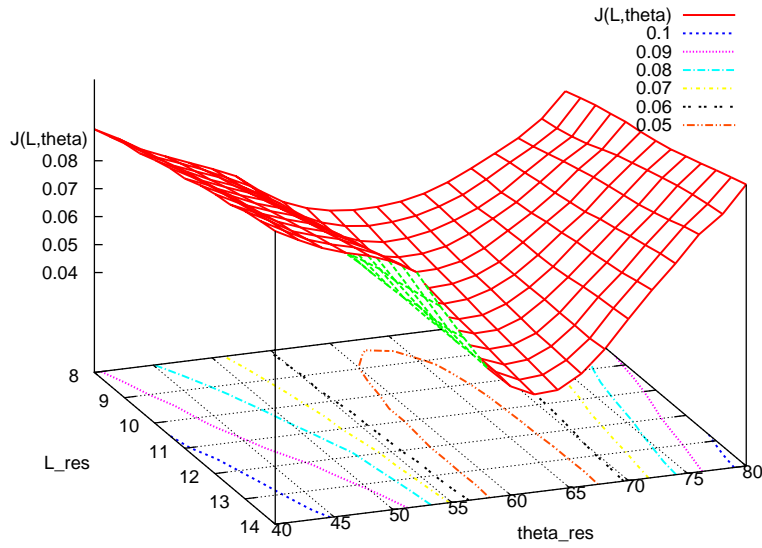


図 5.30 自己共分散関数を用いた推定結果 (実運動劣化画像)

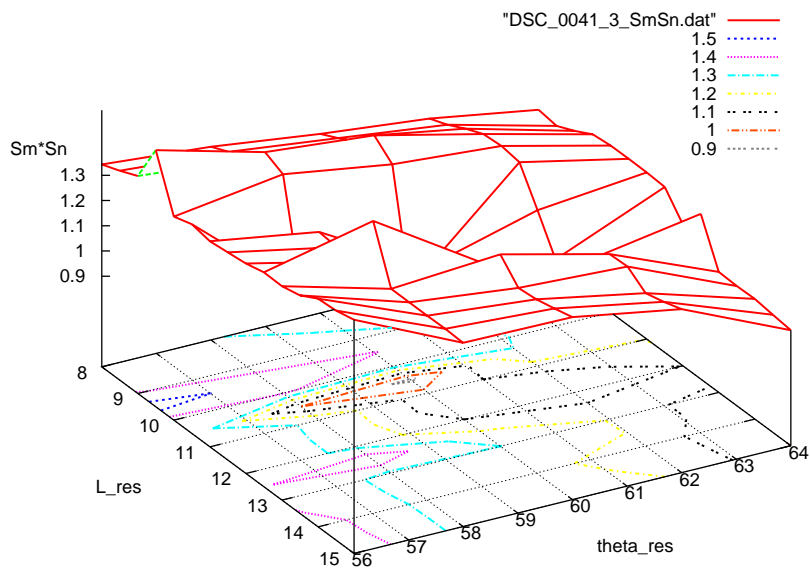


図 5.31 パワースペクトルのゆがみを用いた推定結果 (実運動劣化画像)



(a) 撮影画像



(b) 鮮明化画像

 $(L_{res} = 9.0, \phi_{res} = 50)$ 

(c) 鮮明化画像

 $(L_{res} = 9.0, \phi_{res} = 60)$ 

(d) 鮮明化画像

 $(L_{res} = 9.0, \phi_{res} = 70)$ 

(e) 鮮明化画像

 $(L_{res} = 10.5, \phi_{res} = 50)$ 

(f) 鮮明化画像

 $(L_{res} = 10.5, \phi_{res} = 60)$ 

(g) 鮮明化画像

 $(L_{res} = 10.5, \phi_{res} = 70)$ 

(h) 鮮明化画像

 $(L_{res} = 12.0, \phi_{res} = 50)$ 

(i) 鮮明化画像

 $(L_{res} = 12.0, \phi_{res} = 60)$ 

(j) 鮮明化画像

 $(L_{res} = 12.0, \phi_{res} = 70)$

図 5.32 実運動劣化 JPEG 画像の推定実験結果

5.6 むすび

本章では，劣化 JPEG 画像から劣化パラメータを推定するかわりに，鮮明化処理時に用いる劣化パラメータを変化させて鮮明化処理を行った鮮明化画像に対して，鮮明化が妥当に行われたかどうかを判断する評価規準を提案した．

具体的には，劣化 JPEG 画像に対して劣化パラメータを変化させながら複数の鮮明化画像を生成し，得られた複数の鮮明化画像の中から評価規準に基づいて最良の鮮明化画像を選択することにより，間接的に劣化パラメータの推定を行った．これは，鮮明化画像に観測値差分フィルタを適用し，その出力のパワースペクトルの平坦さを求め，評価規準が最小となる鮮明化画像を選択する手法である．

しかし，鮮明化処理を行った複数の鮮明化画像から，観測値差分フィルタの出力のパワースペクトルの平坦さを利用することを考えると，計算量が膨大となる．そこで，まず劣化 JPEG 画像に対して観測値差分フィルタを適用し，その出力の自己共分散関数から大まかに劣化パラメータの推定を行うことにより，推定範囲を限定し，範囲を限定した領域での劣化パラメータを利用して，鮮明化画像の観測値差分フィルタ出力のパワースペクトルを利用した鮮明化画像の選択を行った．

焦点ずれ劣化 JPEG 画像及び運動劣化 JPEG 画像に対して，本手法を適用した結果，良好な鮮明化画像が得られることを確認した．

第 6 章

結言

本研究では，焦点ずれ劣化や運動劣化などの空間的な劣化と，JPEG 符号化・復号化による劣化を複合的に受けた劣化 JPEG 画像に対して，鮮明化及び劣化パラメータの推定について検討を行った。

第 1 章では，一般的な確率画像モデルについて述べ，従来の劣化画像復元法及び劣化パラメータ推定法の概略を示した。また，JPEG 符号化・復号化について述べ，空間的劣化と JPEG 符号化・復号化による複合的な劣化を受けた劣化 JPEG 画像に対して，従来の劣化画像復元法を適用した場合，ブロックノイズやモスキートノイズを増強させてしまい，良好な復元画像が得られないことを示した。さらに，従来の劣化パラメータ推定法を用いて，劣化 JPEG 画像の劣化パラメータ推定を行った場合，劣化パラメータの推定精度が低く，良好な復元画像が得られないことを示した。

第 2 章では，空間的な劣化と JPEG 符号化・復号化の複合的な劣化過程を仮定し，劣化 JPEG 画像に対する鮮明化手法の提案を行った。劣化 JPEG 画像の画像観測過程を，空間的な劣化と，ブロック離散コサイン変換領域での量子化ノイズとによりモデル化し，鮮明化画像の評価規準に共役勾配法を適用することによる反復的な鮮明化処理法について述べた。鮮明化画像の評価規準では，鮮明化画像の観測画像に対する忠実度と，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しており，前者と後者の重みを考慮することにより，両者のバランスが制御されている。この評価規準を最小化することにより，最終的な鮮明化画像が得られることを示した。

第 3 章では，カメラレンズのピント外れによって生じる焦点ずれ劣化と，JPEG 符号化・復号化の複合的な劣化を受けた焦点ずれ劣化 JPEG 画像に対し，第 2 章で提案した鮮明化手法を適用し，提案手法の有効性を確認した。計算機シミュレーションでは，JPEG の符号化・復号化を考慮しない従来のエッジ適応型反復法を，焦点ずれ劣化 JPEG 画像に適用した場合，ノイズ増幅誤差が大きいのにに対し，提案法ではノイズ増幅誤差を抑えた鮮明化画像が得られることを示した。

第4章では、カメラレンズと被写体との相対運動によって引き起こされる運動劣化と、JPEG 符号化・復号化の複合的な劣化を受けた運動劣化 JPEG 画像に対し、第2章で提案した鮮明化手法を適用し、提案手法の有効性を確認した。計算機シミュレーションでは、JPEG の符号化・復号化を考慮しない従来法を、運動劣化 JPEG 画像に適用した場合、鮮明化は不十分であるが、提案法ではリングングを抑えた鮮明化画像が得られることを示した。

第5章では、劣化 JPEG 画像から劣化パラメータを直接推定するかわりに、鮮明処理に用いる劣化パラメータを変化させて鮮明化処理を行った画像に対して、鮮明化が妥当に行われたかどうかを判断する評価規準を提案した。具体的には、劣化 JPEG 画像に対し、劣化パラメータを変化させながら複数の鮮明化画像を作成し、得られた複数の鮮明化画像の中から、評価規準に基づいて良好な鮮明化画像を選択することにより、間接的に劣化パラメータの推定を行った。これは、鮮明化画像に対して観測値差分フィルタを適用し、その出力のパワースペクトルの平坦さを求め、評価規準が最小となる鮮明化画像を選択する手法である。焦点ずれ劣化 JPEG 画像及び運動劣化 JPEG 画像に対して、提案手法を適用した結果、良好な鮮明化画像が得られることを確認した。

本研究で提案した劣化 JPEG 画像に対する鮮明化手法及び劣化パラメータの推定手法は、

- ・ 街頭に設置された防犯カメラ
- ・ 車両に搭載されたドライブレコーダ
- ・ 銀行の ATM に設置された近接カメラ

等への適用が可能と考えられる。今後、実画像を用いたフィールドテストを中心に、犯罪捜査への活用を視野に入れて研究を進める予定である。

付録 A

付録

A.1 一様焦点ずれのシステム関数

焦点ずれ劣化を表す連続な点拡がり関数 $b(x, y)$ の離散化 (式 (3.3)) の解析的な解を、以下に示す。

・パターン 1: $b_{k,l}$ 全体が焦点ずれ領域に含まれている場合.

$$\begin{cases} (k + \frac{1}{2})^2 + (l + \frac{1}{2})^2 \leq R^2 \\ (k + \frac{1}{2})^2 + (l - \frac{1}{2})^2 \leq R^2 \\ (k - \frac{1}{2})^2 + (l + \frac{1}{2})^2 \leq R^2 \\ (k - \frac{1}{2})^2 + (l - \frac{1}{2})^2 \leq R^2 \end{cases} \quad (\text{A.1})$$

のとき,

$$b_{k,l} = \frac{1}{\pi R^2} \quad (\text{A.2})$$

・パターン 2: $b_{k,l}$ のなかに焦点ずれ半径の境界がくる場合.

– その 1

$$\begin{cases} (k + \frac{1}{2})^2 + (l + \frac{1}{2})^2 > R^2 \\ (k + \frac{1}{2})^2 + (l - \frac{1}{2})^2 > R^2 \\ (k - \frac{1}{2})^2 + (l + \frac{1}{2})^2 > R^2 \\ (k - \frac{1}{2})^2 + (l - \frac{1}{2})^2 \leq R^2 \end{cases} \quad (\text{A.3})$$

のとき,

$$\begin{aligned}
b_{k,l} = \frac{1}{\pi R^2} & \left[\left(k - \frac{1}{2} \right) \left(l - \frac{1}{2} \right) - \frac{1}{2} \left\{ \left(k - \frac{1}{2} \right) \sqrt{R^2 - \left(k - \frac{1}{2} \right)^2} \right. \right. \\
& + \left. \left(l - \frac{1}{2} \right) \sqrt{R^2 - \left(l - \frac{1}{2} \right)^2} + R^2 \arcsin \frac{\left(k - \frac{1}{2} \right)}{R} \right. \\
& \left. \left. - R^2 \arcsin \frac{R^2 - \left(l - \frac{1}{2} \right)^2}{R} \right\} \right]
\end{aligned} \tag{A.4}$$

– その 2

$$\begin{cases} \left(k + \frac{1}{2} \right)^2 + \left(l + \frac{1}{2} \right)^2 > R^2 \\ \left(k + \frac{1}{2} \right)^2 + \left(l - \frac{1}{2} \right)^2 \leq R^2 \\ \left(k - \frac{1}{2} \right)^2 + \left(l + \frac{1}{2} \right)^2 > R^2 \\ \left(k - \frac{1}{2} \right)^2 + \left(l - \frac{1}{2} \right)^2 \leq R^2 \end{cases} \tag{A.5}$$

のとき,

$$\begin{aligned}
b_{k,l} = \frac{1}{\pi R^2} & \left[\frac{1}{2} \left\{ \left(k + \frac{1}{2} \right) \sqrt{R^2 - \left(k - \frac{1}{2} \right)^2} - \left(k - \frac{1}{2} \right) \sqrt{R^2 - \left(k - \frac{1}{2} \right)^2} \right. \right. \\
& \left. \left. + R^2 \arcsin \frac{\left(k + \frac{1}{2} \right)}{R} - R^2 \arcsin \frac{\left(k - \frac{1}{2} \right)}{R} \right\} - \left(l - \frac{1}{2} \right) \right]
\end{aligned} \tag{A.6}$$

– その 3

$$\begin{cases} \left(k + \frac{1}{2} \right)^2 + \left(l + \frac{1}{2} \right)^2 > R^2 \\ \left(k + \frac{1}{2} \right)^2 + \left(l - \frac{1}{2} \right)^2 > R^2 \\ \left(k - \frac{1}{2} \right)^2 + \left(l + \frac{1}{2} \right)^2 \leq R^2 \\ \left(k - \frac{1}{2} \right)^2 + \left(l - \frac{1}{2} \right)^2 \leq R^2 \end{cases} \tag{A.7}$$

のとき,

$$b_{k,l} = \frac{1}{\pi R^2} \left[\frac{1}{2} \left\{ \left(l + \frac{1}{2} \right) \sqrt{R^2 - \left(l - \frac{1}{2} \right)^2} - \left(l - \frac{1}{2} \right) \sqrt{R^2 - \left(l - \frac{1}{2} \right)^2} \right. \right. \\ \left. \left. + R^2 \arcsin \frac{\left(l + \frac{1}{2} \right)}{R} - R^2 \arcsin \frac{\left(l - \frac{1}{2} \right)}{R} \right\} - \left(l - \frac{1}{2} \right) \right] \quad (\text{A.8})$$

– その 4

$$\begin{cases} \left(k + \frac{1}{2} \right)^2 + \left(l + \frac{1}{2} \right)^2 > R^2 \\ \left(k + \frac{1}{2} \right)^2 + \left(l - \frac{1}{2} \right)^2 \leq R^2 \\ \left(k - \frac{1}{2} \right)^2 + \left(l + \frac{1}{2} \right)^2 \leq R^2 \\ \left(k - \frac{1}{2} \right)^2 + \left(l - \frac{1}{2} \right)^2 \leq R^2 \end{cases} \quad (\text{A.9})$$

のとき,

$$b_{k,l} = \frac{1}{\pi R^2} \left[1 - \left(k + \frac{1}{2} \right) \left(l + \frac{1}{2} \right) + \frac{1}{2} \left\{ \left(k + \frac{1}{2} \right) \sqrt{R^2 - \left(k + \frac{1}{2} \right)^2} \right. \right. \\ \left. \left. + \left(l + \frac{1}{2} \right) \sqrt{R^2 - \left(l + \frac{1}{2} \right)^2} + R^2 \arcsin \frac{\left(k + \frac{1}{2} \right)}{R} \right. \right. \\ \left. \left. - R^2 \arcsin \frac{R^2 - \left(l + \frac{1}{2} \right)^2}{R} \right\} \right] \quad (\text{A.10})$$

– その 5

$$\begin{cases} \left(k + \frac{1}{2} \right)^2 + \left(l + \frac{1}{2} \right)^2 > R^2 \\ \left(k + \frac{1}{2} \right)^2 + \left(l - \frac{1}{2} \right)^2 > R^2 \\ \left(k - \frac{1}{2} \right)^2 + \left(l + \frac{1}{2} \right)^2 > R^2 \\ \left(k - \frac{1}{2} \right)^2 + \left(l - \frac{1}{2} \right)^2 > R^2 \\ k^2 + \left(l - \frac{1}{2} \right)^2 \leq R^2 \end{cases} \quad (\text{A.11})$$

のとき,

$$b_{k,l} = \frac{1}{\pi R^2} \left\{ - \left(l - \frac{1}{2} \right) \sqrt{R^2 - \left(l - \frac{1}{2} \right)^2} + R^2 \arcsin \frac{\sqrt{R^2 - \left(l - \frac{1}{2} \right)^2}}{R} \right\} \quad (\text{A.12})$$

– その 6

$$\begin{cases} (k + \frac{1}{2})^2 + (l + \frac{1}{2})^2 > R^2 \\ (k + \frac{1}{2})^2 + (l - \frac{1}{2})^2 > R^2 \\ (k - \frac{1}{2})^2 + (l + \frac{1}{2})^2 > R^2 \\ (k - \frac{1}{2})^2 + (l - \frac{1}{2})^2 > R^2 \\ (k - \frac{1}{2})^2 + l^2 \leq R^2 \end{cases} \quad (\text{A.13})$$

のとき,

$$b_{k,l} = \frac{1}{\pi R^2} \left\{ - \left(k - \frac{1}{2} \right) \sqrt{R^2 - \left(k - \frac{1}{2} \right)^2} + R^2 \arcsin \frac{\sqrt{R^2 - \left(k - \frac{1}{2} \right)^2}}{R} \right\} \quad (\text{A.14})$$

– その 7

$$\begin{cases} (k + \frac{1}{2})^2 + (l + \frac{1}{2})^2 > R^2 \\ (k + \frac{1}{2})^2 + (l - \frac{1}{2})^2 \leq R^2 \\ (k - \frac{1}{2})^2 + (l + \frac{1}{2})^2 > R^2 \\ (k - \frac{1}{2})^2 + (l - \frac{1}{2})^2 \leq R^2 \\ (k - \frac{1}{2})^2 + l^2 < R^2 \end{cases} \quad (\text{A.15})$$

のとき,

$$\begin{aligned} b_{k,l} = \frac{1}{\pi R^2} & \left[\frac{1}{2} \left\{ \left(k + \frac{1}{2} \right) \sqrt{R^2 - \left(k - \frac{1}{2} \right)^2} - \left(k - \frac{1}{2} \right) \sqrt{R^2 - \left(k - \frac{1}{2} \right)^2} \right. \right. \\ & \left. \left. + R^2 \arcsin \frac{\left(k + \frac{1}{2} \right)}{R} - R^2 \arcsin \frac{\left(k - \frac{1}{2} \right)}{R} \right\} - \left(l - \frac{1}{2} \right) \right] \\ & - \frac{1}{\pi R^2} \left\{ - \left(l - \frac{1}{2} \right) \sqrt{R^2 - \left(l - \frac{1}{2} \right)^2} + R^2 \arcsin \frac{\sqrt{R^2 - \left(l - \frac{1}{2} \right)^2}}{R} \right\} \end{aligned} \quad (\text{A.16})$$

– その 8

$$\left\{ \begin{array}{l} (k + \frac{1}{2})^2 + (l + \frac{1}{2})^2 > R^2 \\ (k + \frac{1}{2})^2 + (l - \frac{1}{2})^2 > R^2 \\ (k - \frac{1}{2})^2 + (l + \frac{1}{2})^2 \leq R^2 \\ (k - \frac{1}{2})^2 + (l - \frac{1}{2})^2 \leq R^2 \\ (k - \frac{1}{2})^2 + l^2 < R^2 \end{array} \right. \quad (\text{A.17})$$

のとき,

$$\begin{aligned} b_{k,l} = & \frac{1}{\pi R^2} \left[\frac{1}{2} \left\{ \left(l + \frac{1}{2} \right) \sqrt{R^2 - \left(l - \frac{1}{2} \right)^2} - \left(l - \frac{1}{2} \right) \sqrt{R^2 - \left(l - \frac{1}{2} \right)^2} \right. \right. \\ & \left. \left. + R^2 \arcsin \frac{\left(l + \frac{1}{2} \right)}{R} - R^2 \arcsin \frac{\left(l - \frac{1}{2} \right)}{R} \right\} - \left(l - \frac{1}{2} \right) \right] \\ & - \frac{1}{\pi R^2} \left\{ - \left(k - \frac{1}{2} \right) \sqrt{R^2 - \left(k - \frac{1}{2} \right)^2} + R^2 \arcsin \frac{\sqrt{R^2 - \left(k - \frac{1}{2} \right)^2}}{R} \right\} \end{aligned} \quad (\text{A.18})$$

・パターン 3: $b_{k,l}$ 全体が焦点ずれ領域に含まれていない場合.

$$\left\{ \begin{array}{l} (k + \frac{1}{2})^2 + (l + \frac{1}{2})^2 > R^2 \\ (k + \frac{1}{2})^2 + (l - \frac{1}{2})^2 > R^2 \\ (k - \frac{1}{2})^2 + (l + \frac{1}{2})^2 > R^2 \\ (k - \frac{1}{2})^2 + (l - \frac{1}{2})^2 > R^2 \\ k^2 + (l - \frac{1}{2})^2 > R^2 \\ (k - \frac{1}{2})^2 + l^2 > R^2 \end{array} \right. \quad (\text{A.19})$$

のとき,

$$b_{k,l} = 0 \quad (\text{A.20})$$

謝辞

本研究は、筆者が京都工芸繊維大学大学院工芸科学研究科博士後期課程設計工学専攻在学中に、同研究科情報工学部門中森伸行教授の指導のもとに行ったものである。

本研究を行うに際し、ご指導をいただいた中森伸行教授に深く感謝いたします。

研究全般にわたり、多大なご支援・ご指導をいただいた龍谷大学理工学部藤田和弘教授にお礼申し上げます。

また、研究遂行にあたり有益なご助言をいただいた京都工芸繊維大学名誉教授中山純一氏、京都府中小企業技術センターの桶谷新也氏、兵庫県警察科学捜査研究所の四宮康治氏、オムロンソフトウェア株式会社の後藤修一氏、ICAゼミにご参加の諸氏に謝意を表します。

研究に取り組む環境を整えてくださった筆者在籍の滋賀県警察科学捜査研究所の山田直司所長、兼正晃次席に深く感謝いたします。さらに、研究への取り組みに対する深いご理解と、多大なご支援をいただいた筆者在籍の滋賀県警察科学捜査研究所の木田勇次氏にお礼申し上げます。

最後に、仕事と家事をこなす多忙な日々の中で私を支え続けてくれた妻、一緒に遊びたい気持ちを我慢して応援し続けてくれた子どもたちに深く感謝します。

参考文献

- [1] 警察庁: “平成 25 年版 警察白書”(2013)
- [2] A.M.Tekalp,H. Kaufman,and J.W.Woods: “Edge-Adaptive Kalman Filtering for Image Restoration with Ringing Suppression”, IEEE Trans. Acous., Speech, Signal Process., Vol.37, No.6, pp.892-899(June,1989)
- [3] 藤田和弘, 吉田靖夫, 外田修司: “確率モデルに基づく流れ画像の推定と復元”, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol.J72-D, No.11, pp.1867-1874(Nov.1989)
- [4] 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)
- [5] 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)
- [6] 藤田和弘, 貴田明宏, 稲垣昭生: “劣化画像復元法を用いた JPEG 画像の鮮明化”, 日本法科学技術学誌, Vol.11, No.1, pp.29-40(2006)
- [7] M.Cannon: “Blind Deconvolution of Spatially Invariant Image Blurs with Phase”, IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, Vol.24, No.1, pp.58-63,(February 1976)
- [8] A.M.Tekalp, H.Kaufman, J.Woods: “Identification of Image and Blur Parameters for the Restoration of Noncausal Blurs”, IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing, Vol.34, No.4, pp.963-972,(August 1986)
- [9] 藤田和弘, 松田幸成, 吉田靖夫: “非一様平均画像モデルを基礎とした劣化画像パラメータの最ゆう推定”, 電子情報通信学会論文誌 D-2, Vol.J77-D-2, No.4, pp.781-790(1994)
- [10] A.K.Jain: “Fundamentals of Digital Image Processing”, Prentice Hall
- [11] J.Biemon, R.L.Legendijk, R.M.Mersereau: “Iterative Methods for Image Deblurring”, Proceedings of the IEEE, Vol.78, No.5, pp.856-883(1990)

-
- [12] 藤田和弘, 岩田収, 山本直子, 吉田靖夫: “エッジ適応型反復法による劣化画像の復元”, 映像情報メディア学会誌, Vol.51, No.6, pp.910-916(1997)
 - [13] アズワイ, 橋本晋之介: “JPEG 概念から C++ での実装まで”, ソフトバンク, パブリッシング株式会社
 - [14] R.C.Gonzalez, R.E.Woods: “Digital Image Processing”, Prentice Hall
 - [15] P.Campisi, K.Egiazarian: “BLIND IMAGE DECONVOLUTION”, CRC Press (2007)
 - [16] M.R.Banham, A.K.Katsaggelos: “Digital Image Restoration”, IEEE Signal Processing Magazine, Vol.14, No.2, pp.24-41(1997)
 - [17] A.Katsaggelos, N.Galatsanos: “Signal Recovery Techniques for Image and Video Compression and Transmission”, Kluwer Academic Publishers (1998)
 - [18] 舟久保登: “パターン認識”, pp.128-130, 共立出版 (1991)
 - [19] 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)
 - [20] 門野浩二, 藤田和弘, 中森伸行: “画像確率モデルに基づく焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化”, 映像情報メディア学会誌, Vol.64, No.11, pp.1663-1670(2010)
 - [21] 門野浩二, 藤田和弘, 中森伸行: “運動劣化 JPEG 画像の鮮明化およびスペクトル特性を用いたパラメータ推定”, 映像情報メディア学会誌, Vol.65, No.11, pp.1603-1612(2011)
 - [22] D.Kundur, D.Hatzinakos: “Blind Image Deconvolution”, IEEE Signal Processing Magazine, Vol.13, No.3, pp.43-64(1996)
 - [23] S.V.Vaseghi: “Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction Second Edition”, Wiley
 - [24] 藤田和弘: “確率画像モデルを基礎とした劣化画像のパラメータ推定と復元に関する研究”, 京都工芸繊維大学博士論文 (平成 5 年 7 月 20 日)

関連公表論文

学術論文

第 1 章 緒言

第 2 章 劣化 JPEG 画像の鮮明化

[1] 門野浩二, 藤田和弘, 中森伸行: “画像確率モデルに基づく焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化”, 映像情報メディア学会誌, Vol.64, No.11, pp.1663-1670(2010)

第 3 章 焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化

[1] 門野浩二, 藤田和弘, 中森伸行: “画像確率モデルに基づく焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化” 映像情報メディア学会誌, Vol.64, No.11, pp.1663-1670(2010)

第 4 章 運動劣化 JPEG 画像の鮮明化

[1] 門野浩二, 藤田和弘, 中森伸行: “運動劣化 JPEG 画像の鮮明化およびスペクトル特性を用いたパラメータ推定”, 映像情報メディア学会誌, Vol.65, No.11, pp.1603-1612(2011)

第 5 章 劣化 JPEG 画像の劣化パラメータ推定

[1] 門野浩二, 藤田和弘, 中森伸行: “運動劣化 JPEG 画像の鮮明化およびスペクトル特性を用いたパラメータ推定”, 映像情報メディア学会誌, Vol.65, No.11, pp.1603-1612(2011)

第 6 章 結言

参考論文

第 4 章 運動劣化 JPEG 画像の鮮明化

[1] Koji KADONO, Kazuhiro FUJITA, and Nobuyuki NAKAMORI: “IMAGE DE-BLURRING OF MOTION-BLURRED JPEG IMAGE”, IMQA2010, The Fourth International Workshop on Image Media Quality and its Applications, E-3(2010)

口頭発表など

第 3 章 焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化

[1] 門野浩二, 木田勇次, 藤田和弘: “画像確率モデルに基づく焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化”, 2008 年映像情報メディア学会冬季大会, 9-11(2008)

[2] 門野浩二, 藤田和弘, 木田勇次: “焦点ずれ劣化 JPEG 画像の鮮明化”, 平成 21 年電気関係学会関西支部連合大会, G13-32(2009)

第 5 章 劣化 JPEG 画像の劣化パラメータ推定

[1] 門野浩二, 木田勇次, 藤田和弘: “劣化 JPEG 画像に対する鮮明化画像の定量的評価”, 平成 19 年電気関係学会関西支部連合大会, G13-20(2007)

[2] 門野浩二, 藤田和弘, 中森伸行: “運動劣化 JPEG 画像のパラメータ推定”, 平成 23 年電気関係学会関西支部連合大会, 30P3-24(2011)

[3] 門野浩二, 藤田和弘, 中森伸行: “運動劣化 JPEG 画像の劣化の長さ と 方向の推定”, 平成 24 年日本法科学技術学会第 18 回学術集会, D-20(2012)

[4] 門野浩二, 藤田和弘, 中森伸行: “劣化 JPEG 画像の劣化パラメータ推定”, 第 12 回情報科学技術フォーラム FIT2013, I-035(2013)