

ケプストラム解析による単一劣化画像の Blind Deconvolution

松本輝^{†1} 呉海元^{†1} 阮翔^{†2}

撮像時にカメラと被写体との相対的な位置関係が変化すると、撮影された画像は運動ぼけにより劣化する。こうした画像の劣化は原画像と Point Spread Function (PSF) の畳み込みでモデル化される。劣化画像と PSF の逆畳み込み (Deconvolution) を行うことで、原画像を復元することが理論的には可能であるが、一般に PSF は未知であることが多い。そこで、本稿では非線形な運動による劣化画像 1 枚から、ケプストラム解析を行うことにより PSF を推定する手法を提案する。原画像と PSF の畳み込み演算はケプレンシー領域においては 2 つの信号の和で表わされ、PSF の概形が大きく現れる性質がある。そこで、本稿ではこの性質に加えて、推定されるべき PSF のケプストラムが劣化画像のケプストラムと類似するという性質を利用し PSF の推定を行う。また、シミュレーション実験・実画像実験において提案する手法の有効性を示す。

Blind Deconvolution For Single Blurred Image Based On Cepstrum Analysis

HIKARU MATSUMOTO^{†1} WU HAIYUAN^{†1} RUAN XIANG^{†2}

In the case that a subject moves when an imaging system is taking a picture of it, the captured image will be degraded by motion blur. This degraded image can be modeled by the convolution of the Point Spread Function (PSF) that describes the motion blur and the image without motion blur. By performing a deconvolution of the PSF and the blurred image, it is possible to obtain the un-blurred image theoretically. However, the PSF has to be estimated before this restoration can be performed. In this paper we propose a method for estimating the PSF from one blurred image caused by non-linear movement by cepstrum analysis. Since the convolution of two signals is described by the sum of the two cepstrums of them in cepstrum analysis, the cepstrum of the blurred image will show significant features of the PSF that describes the motion blur. We estimate the PSF by making use of the property that the cepstrum of blurred image show similarity to the PSF to be estimated. The results of the experiments using both simulated images and real images show the effectiveness of the proposed method.

1. はじめに

近年、デジタルカメラの低価格化に伴いデジタルカメラの普及率が増加している。さらに、携帯電話に搭載されたカメラ機能の高性能化の影響もあり、我々の生活においてカメラの利用頻度が高くなっている。カメラの露光時間中に手ぶれ等により、カメラと被写体との相対的な位置関係が変化すると、撮影された画像は運動ぼけにより劣化する。近年では、ジャイロセンサ等によりレンズや撮像素子をシフトすることで光軸を補正し、光学的に運動ぼけを抑制する機能を備えたカメラも多い。しかし、センサによる光軸の補正のみでは、運動ぼけを完全に抑えることは難しい。また、カメラのシャッター速度を上げ、露光時間を短くすることで運動ぼけを軽減することが可能であるが、露出アンダーとなり不自然な画像となってしまうことも多い。一方、画像処理系の分野においても、ピンぼけ・運動ぼけにより劣化して撮像された画像から、ぼけのない鮮明な画像を復元する逆畳み込み (Deconvolution) に関する研究が多数報告されている。Deconvolution は画像の劣化をモデル化し、理論的に画像を復元する手法である。Deconvolution

は光学系の手法と比較して、(1) 必要な情報は劣化画像のみであり、イメージングシステムに依存しない点 (2) 既に結像してしまった劣化画像に対しても復元を行うことができる点が大きく優れている。Deconvolution はゼロシート法に基づき解の存在を保証されており、Point Spread Function (PSF) が未知の場合の逆畳み込みである Blind Deconvolution, PSF が既知の場合の逆畳み込みである Non-Blind Deconvolution の 2 つに大別される。

本稿では、非線形な運動による単一の劣化画像から、ケプストラム解析により PSF の推定を行う Blind Deconvolution の手法を提案する。また、本研究においては、

- (1) カメラと被写体間の相対的な運動は、 x 方向の速度を \vec{v}_x 、 y 方向の速度を \vec{v}_y としたとき、常に $\vec{v}_x \geq 0$ (または常に $\vec{v}_x \leq 0$)、 $\vec{v}_y \geq 0$ (または常に $\vec{v}_y \leq 0$) が成り立つ
 - (2) 露光時間中の速さ $\sqrt{\vec{v}_x^2 + \vec{v}_y^2}$ は常に等しい。つまり、PSF のすべての重みは等しい
 - (3) 画像の劣化は Shift-Invariant な劣化である
- という 3 つの仮定を設ける。仮定 (1), (2) における PSF の例を図 1 に示す。



図 1 本稿で取り扱う PSF の例

^{†1} 和歌山大学
Wakayama University
^{†2} オムロン株式会社
Omron Corporation

本論文では以下の構成をとる。2章では Blind Deconvolution に関連する研究について、3章ではケプストラムの定義・性質について説明し、PSF 推定の提案手法を述べる。4章ではシミュレーション実験・実画像実験を行い、提案手法の有効性を述べる。そして、5章では本論文のまとめを行う。

2. 関連研究

運動ぼけ・ピンぼけによる画像の劣化は式 (1) で定式化される。

$$g = f \otimes h \quad (1)$$

ここで、 f は原画像、 g は劣化画像、 h は PSF を表わす。一般に空間領域における逆畳み込みは不良設定問題である。そこで、式 (2) に示すように畳み込み定理を利用し、周波数領域において逆畳み込みを行うことで原画像 f を復元することができる。

$$f = F^{-1} \left(\frac{F(g)}{F(h)} \right) \quad (2)$$

したがって、撮影された劣化画像 g に加え PSF を表わす h が既知であれば、原画像 f を復元することが理論的には可能である。しかし、PSF のスペクトル $F(h)$ が 0 の成分をとる場合、式 (2) はゼロ除算となり原信号を復元することが困難である。そこで、Non-Blind Deconvolution に関する研究においては、ゼロ除算に起因し発生するリンギングと呼ばれるアーティファクトを抑制するために様々な手法が提案されている。一方、Blind Deconvolution に関する研究としては、劣化画像のみから PSF を推定するために、画像の持つ統計的性質を利用したものやスペクトル解析を利用したもの、特殊なハードウェアを利用したもの等がある。

Fergus らや Shan らは自然画像の勾配ヒストグラムが heavy tailed distribution と呼ばれる分布に従うという統計的性質を利用した手法を提案している[1][2]。Fergus らは、変分ベイズ法を用いて局所解に陥ることなく PSF の推定を行う。また、Shan らは最尤推定法を用いて PSF と復元画像の推定を反復的に行う。しかし、これらの手法は事前確率を制御するハイパーパラメータを複数個チューニングしなければならないという問題がある。また、原画像の勾配ヒストグラムが heavy tailed distribution に従わない場合、PSF を推定することが困難といった問題も存在する。

また、スペクトル解析やケプストラム解析により Blind Deconvolution を行う研究も多数報告されている。Yitzhaky らは運動ぼけにより劣化した画像において、そのスペクトルは運動の方向に異方性を示すことに着目し、PSF の推定を行う手法を提案した[3]。Tanaka らは劣化画像のスペクトルは運動ぼけの方向に一定の周期で 0 となる性質から、周期性と方向を検出することで PSF の推定を行う手法を提案している[4]。Wu らは線形な運動による劣化画像のケプ

ストラムは運動の方向に負のピークが現れることに着目し、原点から負のピークまでの距離・方向を PSF として推定する手法を提案している[5]。これらの手法は画像の劣化過程に強い拘束条件を設けているため、劣化過程が非線形な運動を表わす場合、PSF を推定することができないという問題がある。Asai らは劣化画像のケプストラムには PSF の概形が現れる性質を利用し、動的計画法を用いることで非線形な運動による劣化画像から PSF の推定を行う手法を提案している[6]。この手法は PSF の候補を複数個推定し、推定されたすべての PSF を用いて画像を復元した後に評価を行うため、計算コストが非常に大きいという問題がある。また、下向らは劣化画像のケプストラムを適応度関数に利用し、Genetic Algorithm (GA) により PSF を推定する手法を提案している[7]。しかし、GA は偶然の要素を含むアルゴリズムであるため、安定に PSF を推定することができないという問題がある。

また、特殊なハードウェアを利用した研究としては、Raskar らにより Coded Exposure Photography と呼ばれる手法が提案されている[8]。Raskar らはカメラの露光時間中に、シャッターの開閉を一定のパターンで行うことで、Deconvolution を良設定問題として解く手法を提案している。しかし、こうした特殊なハードウェアを必要とする手法は、一般家庭用のデジタルカメラにおいては利用することができないという問題がある。

3. 提案手法

3.1 ケプストラムの定義・性質

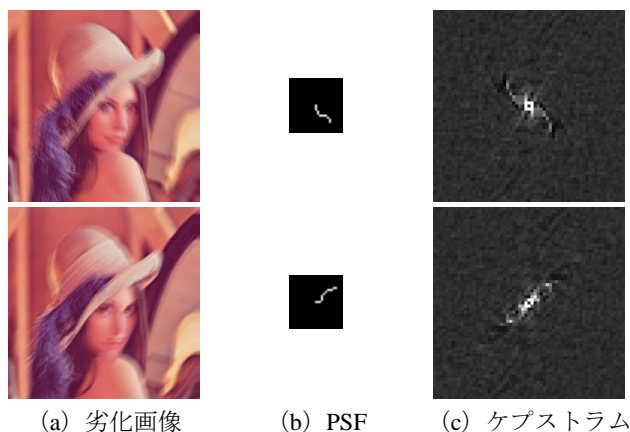
ケプストラムは入力信号のスペクトルの対数を逆フーリエ変換したものであり、式 (3) で定義される。

$$C(\zeta) = F^{-1}(\log|F(\zeta)|) \quad (3)$$

ここで、 ζ は入力信号を表わし、 $F(\zeta) \cdot F^{-1}(\zeta) \cdot C(\zeta)$ はそれぞれ入力信号 ζ のフーリエ変換、逆フーリエ変換、ケプストラム変換を表わす。また、入力信号を劣化画像 g とすると、式 (3) より劣化画像 g のケプストラム g_c は式 (4) に示すように原画像のケプストラム f_c と PSF のケプストラム h_c の和で表わすことができる。

$$\begin{aligned} g_c &= F^{-1}(\log|F(g)|) \\ &= F^{-1}(\log|F(f \otimes h)|) \\ &= F^{-1}(\log|F(f) \times F(h)|) \\ &= F^{-1}(\log|F(f)|) + F^{-1}(\log|F(h)|) \\ &= f_c + h_c \end{aligned} \quad (4)$$

一般的に、原画像のケプストラム f_c は PSF のケプストラム h_c と比較して微小である。したがって、それらの和である劣化画像のケプストラム g_c は PSF のケプストラム h_c の影響を大きく受ける。また、劣化画像のケプストラムの低ケプレンシー帯域においては、原点 (画像中心) と負のピー



(a) 劣化画像 (b) PSF (c) ケプストラム
図 2 非線形な運動による劣化画像のケプストラム例

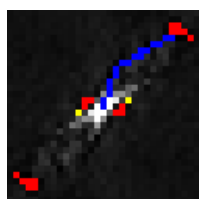
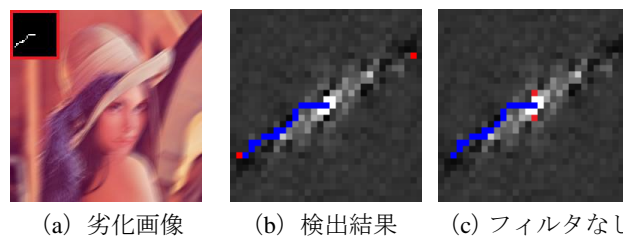


図 3 ある非線形な運動による劣化画像のケプストラム解析

クの座標間に PSF の概形が現れるという性質がある[7]. 図 2 に非線形な運動による Lenna の劣化画像と PSF, ケプストラムの例をそれぞれ示す. 図 2 (a) は劣化画像, 図 2 (b) は PSF, 図 2 (c) はケプストラムをそれぞれ表わす. 線形な運動による劣化画像のケプストラムにおいては, 原点から運動の方向にぶれ幅 L の位置に現れる負のピークを検出することが容易であった. しかし, 非線形な運動による劣化画像のケプストラムにおいては負のピークが埋没してしまうことが多く, 負のピークを検出することが困難である. 図 3 にある非線形な運動による劣化画像のケプストラム解析の結果を示す. 図 3 において, 画像の中心を始点とした PSF を blue の pixel で示す. また, ケプストラムにおいて小さな値をとる pixel を red, 最小値をとる pixel を yellow で示す. 図 3 より, 劣化画像のケプストラムは負のピークをとるべき座標の近傍においても, 小さな値をとることが分かる. そこで, 本稿では劣化画像のケプストラムは負のピークをとる座標の近傍も小さな値を持つという仮定を設ける. そして, 負のピークを検出するためにケプストラムに 3×3 ピクセルの移動平均フィルタを畳み込む. このフィルタリングにより, ケプストラムの各画素は近傍領域の画素値の平均となる. したがって, 本来負のピークをとるべき座標においては, その近傍画素も小さな値をとるため負のピークが現れやすい. 一方, ある 1 点のみ小さな値をとるような座標においては, 近傍画素との輝度値の平均をとることで値を抑制することができる. この 3×3 ピクセルの移動平均フィルタを用いることで, 安定に PSF の終点を表わす負のピークを検出できるようになる. 図 4 に, ある劣

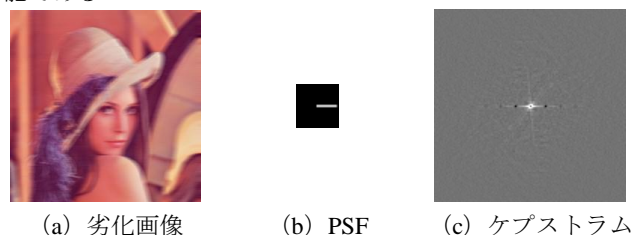


(a) 劣化画像 (b) 検出結果 (c) フィルタなし
図 4 ケプストラムにおける負のピークの検出

化画像 (a) 劣化画像のケプストラムにおいて移動平均フィルタによるフィルタリングを行った場合 (b) と行わなかった場合 (c) の負のピークの検出結果をそれぞれ示す. 図 4 (b), (c) の画像の中心を始点とした PSF を blue, 検出された負のピークを red の pixel でそれぞれ表わす. 図 4 より, フィルタリングを行わなかった場合は, 誤った位置に負のピークが現れているのに対し, 提案手法においては PSF の終端に負のピークを検出することができている.

3.2 最長経路探索による PSF 推定

カメラと被写体間の相対的な運動が線形である劣化画像の場合, 図 5 のようにケプストラムの原点と検出された負のピーク間の距離・方向により PSF と推定することが可能である.



(a) 劣化画像 (b) PSF (c) ケプストラム
図 5 線形な運動による劣化画像のケプストラム

したがって, 線形な運動による劣化画像のケプストラムから PSF を推定することは比較的容易であり, 様々な手法が提案されている[5]. しかし, 非線形な運動による劣化においては, 原点と検出された負のピーク間をどのような経路で辿るかが複雑な問題となる. そこで, (1) 劣化画像のケプストラムは原点と負のピークの座標間に PSF の概形が現れるという性質と (2) 推定されるべき PSF のケプストラムが劣化画像のケプストラムと類似しているという性質を利用する. 本稿では, ケプストラムの原点と負のピークをそれぞれ始点と終点とし, 各座標におけるケプストラムの値をコスト計算に利用し最長経路探索を行うことにより非線形な運動の PSF を推定する手法を提案する. 提案手法の経路探索には Bellman-Ford 法を用いる. Bellman-Ford 法はエッジのコストに負数が存在する場合においても, 負の閉路が存在しなければ最短経路を求めることができるアルゴリズムである. 本稿では, ケプストラムのすべての成分に -1 を乗算し, Bellman-Ford 法による最短経路探索を行うことで最長経路を求めることを実現する. 図 2 (b), 図 3, 図 4 (b) に示すように, 一般的にケプストラムは低ケフレ

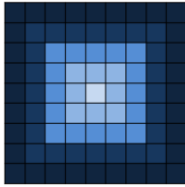


図 6 探索のためのケプストラムの正規化

ンシー帯域から高ケフレンシー帯域に向かい振幅が小さくなる。そのため、原点から負のピークへと向かう経路探索において、低ケフレンシーにおけるコストの絶対値が大きくなりすぎることが原因で、高ケフレンシーにおけるコストが経路探索にほとんど影響を与えないという問題がある。そこで、本稿では Bellman-Ford 法による探索の前処理として、ケプストラムを図 6 のようにケフレンシー（原点から L1 ノルムが等しい座標群）毎に最大値が 1 となるよう正規化を行う。そして、正規化後のケプストラムに -1 を乗算し、Bellman-Ford 法により最短経路を求める。

経路探索におけるコストは、式 (5) で定義する。

$$\begin{aligned} \text{cost}(x+\Delta x, y+\Delta y) = \\ \text{cost}_{\text{spatial}}(x+\Delta x, y+\Delta y) + \text{cost}_{\text{quefrecy}}(x+\Delta x, y+\Delta y) \end{aligned} \quad (5)$$

$(x+\Delta x, y+\Delta y)$ はノード (x, y) に隣接するノードを表わす。原点から負のピークへ向かう x 方向、 y 方向の単位ベクトルを \vec{e}_x , \vec{e}_y とすると、 (x, y) に隣接するノード $(x+\Delta x, y+\Delta y)$ は $(x+\Delta x, y+\Delta y) = \{(x+\vec{e}_x, y), (x, y+\vec{e}_y), (x+\vec{e}_x, y+\vec{e}_y)\}$ と表わされる。また、 $\text{cost}_{\text{spatial}}(x+\Delta x, y+\Delta y)$ は式 (6) で定義する。

$$\begin{aligned} \text{cost}_{\text{spatial}}(x+\Delta x, y+\Delta y) = \\ \frac{\text{cost}_{\text{spatial}}(x, y) \times \text{siz}(\text{root}(x, y)) + (-g_c(x+\Delta x, y+\Delta y))}{\text{siz}(\text{root}(x, y)) + 1} \end{aligned} \quad (6)$$

ここで、 $\text{cost}_{\text{spatial}}(x, y)$ は原点からノード (x, y) までの最小コスト、 $\text{root}(x, y)$ は原点からノード (x, y) までの最小コストをとるときの経路、 $\text{siz}(\text{root}(x, y))$ は $\text{root}(x, y)$ を辿るときの pixel の数、 $g_c(x+\Delta x, y+\Delta y)$ は座標 $(x+\Delta x, y+\Delta y)$ における劣化画像のケプストラムの値を表わしている。したがって、式 (6) は原点からノード (x, y) までの最短経路とその近傍 $(x+\Delta x, y+\Delta y)$ のケプストラムの値の和をその間に通過したピクセルの数で除算しており、これはケプストラムの探索において通過した経路の平均値を表わしている。劣化画像のケプストラムには PSF の概形が現れるので、探索における経路が原画像に畳み込まれた PSF と類似しているならば、式 (6) は小さな値をとると考えられる。一方、 $\text{cost}_{\text{quefrecy}}(x+\Delta x, y+\Delta y)$ は式 (7) で定義する。

$$\text{cost}(x+\Delta x, y+\Delta y)_{\text{quefrecy}} = \text{NCC}(\hat{h}_c, -g_c) \quad (7)$$

ここで、 $\text{NCC}(T, I)$ は画像 T と画像 I の正規化相互相関、 \hat{h} は原点からノード (x, y) までの最短経路とその近傍 $(x+\Delta x, y+\Delta y)$ を運動の軌跡とした PSF、 \hat{h}_c は \hat{h} のケプストラム、 g_c は劣化画像のケプストラムを表わしている。推定

されるべき PSF のケプストラムは劣化画像のケプストラムと類似しているので、 \hat{h} が原画像に畳み込まれた PSF と類似しているほど式 (7) は小さな値をとると考えられる。最終的に、この $\text{cost}_{\text{spatial}}(x+\Delta x, y+\Delta y)$ と $\text{cost}_{\text{quefrecy}}(x+\Delta x, y+\Delta y)$ の和を各ノード間のコストとして最短経路探索を行い、原点から負のピークまでの最短経路を PSF の形状とする。

本稿で利用しているケプストラムは実数ケプストラムであり、位相成分を保持していない。そのため、推定された PSF のケプストラムと、その PSF を π rad 回転させた PSF のケプストラムは同一である。そこで、本稿では推定された PSF とその PSF を π rad 回転させた PSF を用いて画像の復元を行う。画像の復元には Richardson-Lucy 法 (RL 法) を用いる [9][10]。Richardson-Lucy 法はベイズの定理を利用し、反復的に画像の復元を行う手法である (式 (8))。

$$f_{t+1} = f \cdot h^* \otimes \frac{f_0}{h \otimes f_t} \quad (8)$$

ここで、 f_0 は観測された劣化画像、 f_t は t 回目繰り返しによる復元画像、 h^* は h の回転対称を表わす。そして、2 つの PSF から復元された 2 つの復元画像のうち結果の良い方を選び、推定 PSF・復元画像とする。

4. 実験

提案手法の有効性を確認するために、原画像に既知の PSF を畳み込み作成した劣化画像から、PSF の推定を行うシミュレーション実験と、実際にデジタルカメラで撮影された劣化画像から PSF の推定を行う実画像実験をそれぞれ行った。

4.1 シミュレーション実験

本節では、実験用に用意した PSF を 512×512 の Lenna の原画像と 512×480 の pens が原画像に畳み込み劣化画像を作成し、生成された 1 枚の劣化画像のみから PSF を推定するシミュレーション実験を行った。また、評価方法として、推定された PSF を用いて RL 法で画像の復元を行い、劣化画像と復元画像において Peak Signal To Noise Ratio (PSNR) と Structural Similarity (SSIM) の値を比較した。PSNR は信号に対する雑音の比を表わしており、式 (9) で定義される。

$$\text{PSNR}(I, K) = 10 \log_{10} \frac{\text{MAX}_I^2}{\text{MSE}(I, K)} \quad (9)$$

ここで、 MAX_I は画像 I の取りうる最大の輝度値、 $\text{MSE}(I, K)$ は画像 I と画像 K の平均二乗誤差を表わしている。一般に PSNR が高ければ雑音の影響が小さく、正確に画像を復元することができていると考えられる。SSIM も PSNR 同様に画質の評価に扱われる指標であり、PSNR よりも人間の主観的判断に近い指標とされている。SSIM は式 (10) で定義される。

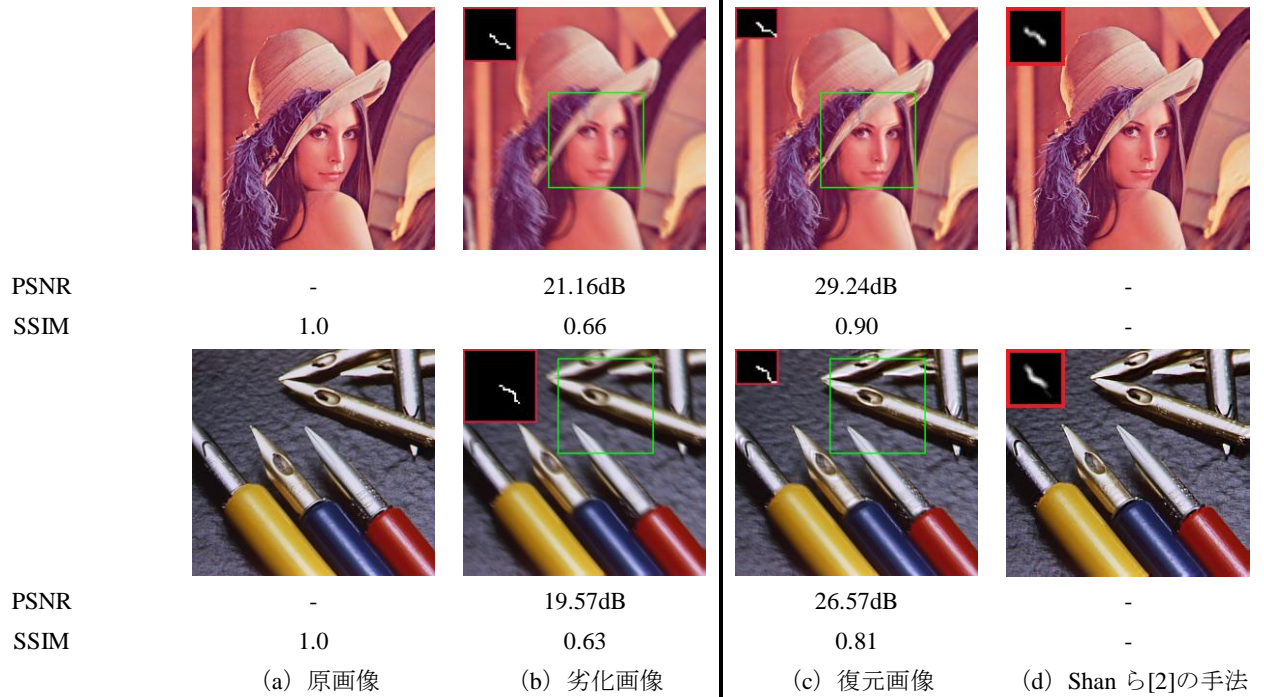


図 7 シミュレーション実験の結果

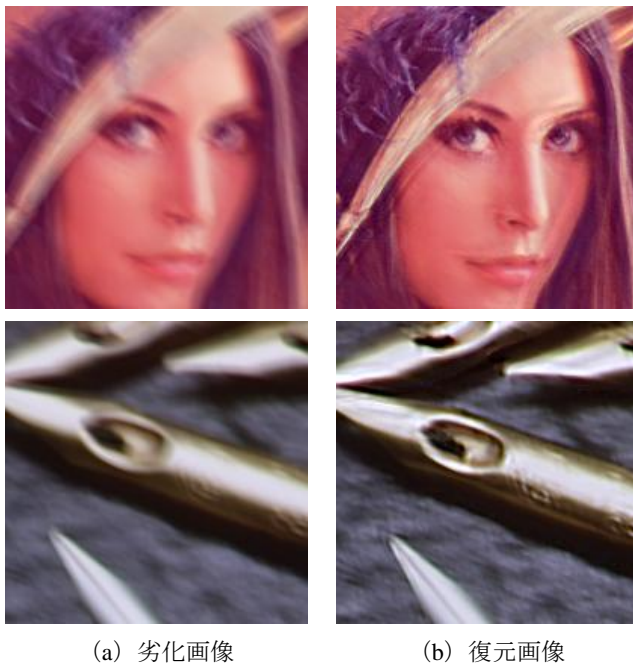


図 8 図 7 の緑枠内を拡大劣化画像と復元画像

$$SSIM(I, K) = \frac{(2\mu_I\mu_K + c_1)(2\sigma_{IK} + c_2)}{(\mu_I^2 + \mu_K^2 + c_1)(\sigma_I^2 + \sigma_K^2 + c_2)} \quad (10)$$

ここで、 $\mu_I \cdot \mu_K$ はそれぞれ画像 $I \cdot K$ の輝度値の平均、 $\sigma_I \cdot \sigma_K$ はそれぞれ画像 $I \cdot K$ の輝度値の標準偏差、 σ_{IK} は画像 I と画像 K の共分散、 $c_1 \cdot c_2$ はそれぞれ定数を表わす。シミュレーション実験の結果を図 7 に示す。図 7 (b) の赤枠内は実験用に用意した PSF、図 7 (c) (d) の赤枠内は推定された PSF、図 7 (d) は Shan ら[2]の手法による復

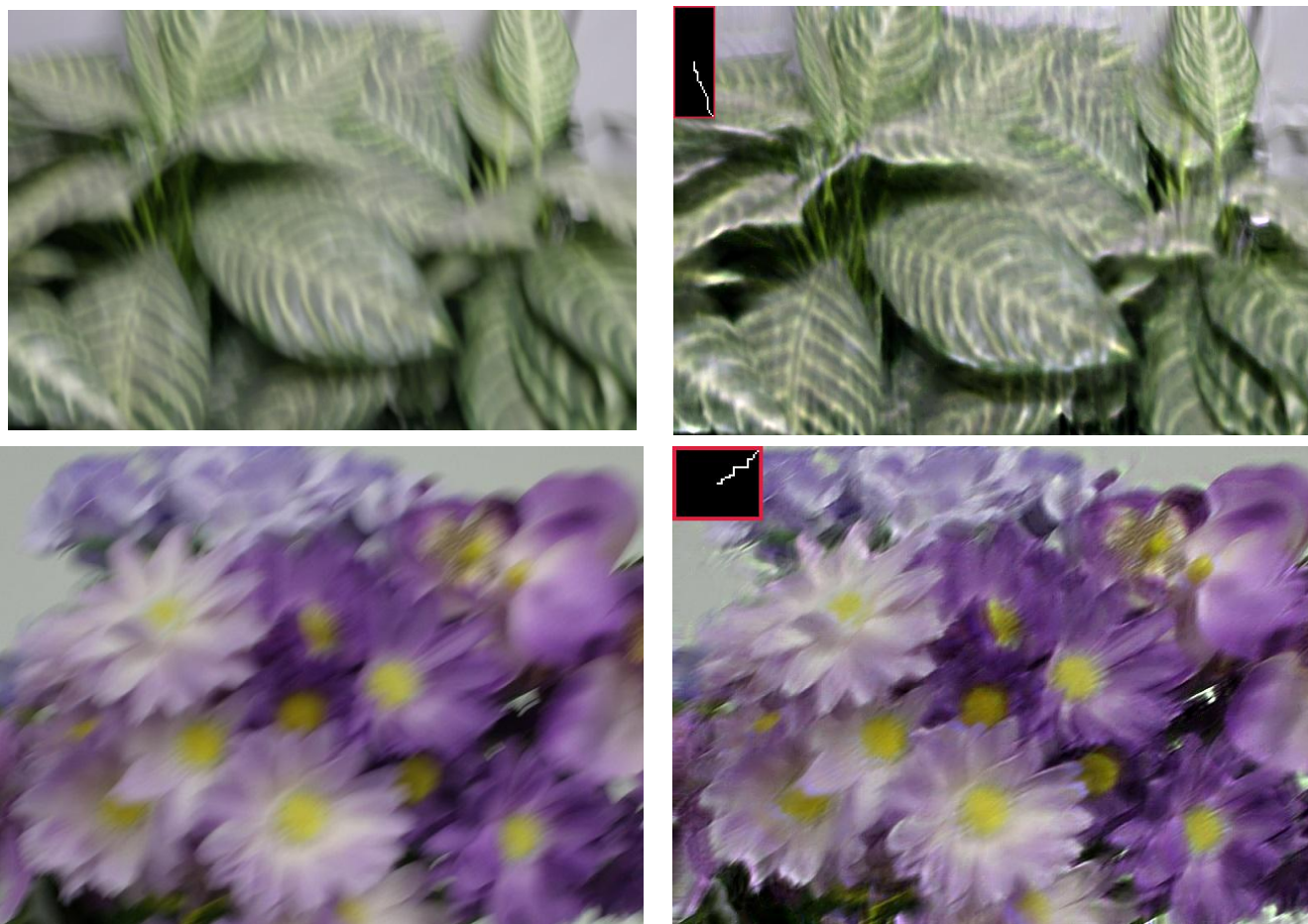
元結果を表わす。また、図 7 (b) 劣化画像、(c) 復元画像の緑枠内を拡大したものを図 8 に示す。図 7 と図 8 に示すシミュレーション実験の結果より、提案手法を用いることで多少の誤差はあるものの PSF のおおよその形状を推定していることが確認できる。また、復元画像においてリングングが表れているが、劣化画像と復元画像の PSNR・SSIM を比較すると、共に復元画像における PSNR・SSIM の値が高く、画像が復元されていることを確認することができる。一方、Shan らの手法と比較すると、復元画像は Shan らの手法の方が鮮明であるが、PSF は提案手法の方が真値と類似していることが分かる。したがって、提案手法による復元画像に発生しているリングングは、PSF の誤差だけではなく復元過程における RL 法にも起因していると考えられる。また、Shan らの復元画像は原画像と比較して、位置ずれが発生しているため PSNR・SSIM による評価を行うことができなかった。

4.2 実画像実験

本節では、実際にデジタルカメラで撮影された劣化画像を用いて PSF を推定する実画像実験を行った。図 9 (a) に劣化画像、図 9 (b) に RL 法での復元画像をそれぞれに示す。また、図 9 (b) の赤枠内は推定された PSF を示す。劣化画像と復元画像を比較すると、復元画像は葉の輪郭や葉脈、花びら等が鮮明になっていることから画像の復元を確認することができる。

5. まとめ

本稿では、一枚の劣化画像からケプストラムの解析を行う



(a) 劣化画像

(b) 復元画像

図 9 デジタルカメラで撮影された画像による実験の結果

ことにより、非線形な運動による PSF を推定する手法を提案した。また、シミュレーション実験・実画像実験により本手法の有効性を確認した。今後は、より多くの画像データを用いた実験を行うことにより、提案手法の有効性と安定性を確認する予定である。また、複雑な形状の PSF や、加速度運動により重みの異なるような PSF の推定に関する手法を検討していきたい。

謝辞

本研究の一部は、文部科学省科学研究費補助金基盤研究 (c) 24500205 の補助を受けている。

参考文献

- 1) R.Fergus, B.Singh, A.Hertzmann, S.T. Roweis and W.T Freeman: "Removing camera shake from a single photograph", ACM Transactions on Graphics, Vol.25, No.3, pp. 787-794 (2006)
- 2) Q.Shan, J.Jia, A.Agarwala: "High-quality Motion Deblurring from a Single Image", ACT Transactions on Graphics, 27, 3, No.73 (2008)
- 3) Y.Yitzhaky, N.S.Kopeika: "Identification of Blur Parameters from Motion Blurred Images", GRAPHICAL MODELS AND IMAGE PROCESSING, Vol.59, No.5, pp. 310-320 (1997)
- 4) Tanaka.M, Yoneji.K, Okutomi.M: "Motion Blur Parameter Identification from a Linearly Blurred Image", ICCE (2007)
- 5) Shiqian Wu, Zhongkang Lu, Ee Ping Ong, Weisi Lin: "Blind Image

- Blur Identification in Cepstrum Domain", ICCCN, pp. 1166-1171(2007)
- 6) Yuji Oyamada, Haruka Asai, Hideo Saito: "Blind Deconvolution for a Curved Motion Based on Cepstral Analysis", IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications 3, Vol. 3, pp. 32-43(2011)
- 7) 下向 拓生, 吉岡 理文, 柳本 豪一: "手ぶれ画像復元における PSF 推定", IEEJ Transactions on Electronics, Information and Systems, Vol.132, No. 7, pp. 1101-1107(2012)
- 8) Ramesh Raskar, Amit Agrawal, Jack Tumblin: "Coded Exposure Photography: Motion Deblurring using Fluttered Shutter", ACM SIGGRAPH, Vol.25, No.3, pp. 795-804 (2006)
- 9) W.H.Richardson, "Bayesian-Based Iterative Method of Image Restoration", Journal of Optical Society of America, Vol.62, No.1 (1972)
- 10) L.B.Lucy, "An iterative technique for the rectification of observed distributions", Astronomical Journal, Vol.79, No.6 (1974)