

ケプストラム解析を用いたブレ画像の Blind Deconvolution

浅井 晴香[†] 小山田雄仁[†] 斎藤 英雄[†] 太田垣康二^{††} 江口 満男^{††}

[†] 慶應義塾大学大学院理工学研究科 〒223-8522 神奈川県 横浜市 港北区 日吉 3-14-1

^{††} ライトロン株式会社 〒330-0803 埼玉県 さいたま市 大宮区 高鼻町 1-80 アルコト大野 3F

E-mail: [†]{haru,charmie,saito}@hvrl.ics.keio.ac.jp, ^{††}{ootagaki-k,m-eguchi}@lightron.co.jp

あらまし 露光時間中にカメラや被写体が動くと、画像がブレによって劣化する。ブレによって劣化した画像から劣化を含まない未知の原画像を復元する研究は広く行われている。本論文では、2次元のブレによって一様に劣化した画像の画像復元を目的とする。提案手法では、劣化画像のケプストラムは Point Spread Function (PSF) の概形を表すという性質に着目し、ケプストラムから 2次元 PSF を推定する。特殊なハードウェアや複数枚の画像を必要としないという利点がある。まず始めに劣化画像のケプストラムから PSF の候補を推定し、候補 PSF 毎に画像復元を行う。次に、復元画像中から最も補正の効果が得られたものを最終的な復元画像とする。シミュレーション及び実画像を用いたブレ補正実験により、提案手法の有効性を示す。

キーワード 画像復元, Blind Deconvolution, ケプストラム

Cepstrum Analysis Based Blind Image Deconvolution

Haruka ASAI[†], Yuji OYAMADA[†], Hideo SAITO[†], Koji OOTAGAKI^{††}, and Mitsuo EGUCHI^{††}

[†] Graduate School of Science and Technology, Keio University

3-14-1 Hiyoshi, Kohoku-ku, Yokohama-city, Kanagawa, 223-8522, Japan

^{††} Lightron Co., Ltd. 1-80 Takahana, Oomiya-ku, Saitama-city, Saitama, 330-0803, Japan

E-mail: [†]{haru,charmie,saito}@hvrl.ics.keio.ac.jp, ^{††}{ootagaki-k,m-eguchi}@lightron.co.jp

Abstract The research of image restoration that restores a latent image from a blurred image has been widely done. In this paper, we propose blind deconvolution method restoring a latent image from a blurred image degraded by a uniform two-dimensional motion blur. We focus attention on a characteristic of a cepstrum that approximation shape of a PSF appears on a cepstrum of a blurred image. Our method estimates two-dimensional PSF from a single blurred image, thus we need neither special hardware nor multiple images. First, we estimate PSF candidates from a cepstrum of a blurred image and obtain restored images by using each PSF candidate. From the restored images, we select the best restoration effect one among them as a final restored image. In order to demonstrate the effectiveness of the proposed method, we apply our method with both synthetic images and real images.

Key words Image restoration, Blind Deconvolution, cepstrum

1. はじめに

カメラの露光時間中にカメラと被写体の相対的な関係が変わると、撮影された写真はブレによって劣化する。露光時間を短くする事でブレの影響を低減する事は可能だが、光を十分に確保できない環境で撮影するとノイズが目立ってしまう。フラッシュ撮影を行うと短い露光時間でも光を十分に確保する事ができるので、ノイズが目立たずブレの影響を低減できる。しかし、フラッシュによって被写体の色合いが変わってしまうといった問題や、屋外や遠景の撮影では、フラッシュの光が十分に届かないといった問題がある。近年、光学系でブレを軽減するカメラの研究開発が行われている。カメラ内のジャ

イロセンサによって検知したカメラの動きに応じて、レンズ [1] や撮像素子 [2] を動かす。これによって露光時間中の撮像素子と光軸の相対的な関係を保つ事が出来る。

ブレによって劣化した画像から劣化を含まない未知の原画像を復元する研究は広く行われている。ブレによって劣化した画像 g と未知の原画像 f の関係は次式で表す事が出来る。

$$g = f * h, \quad (1)$$

$*$ は Convolution, h は Point Spread Function (PSF) を表す。劣化画像から原画像を復元する手法は、PSF を既知のものとして扱う non-blind deconvolution と、PSF を未知のものとして扱う blind deconvolution の 2 つに大

別する事ができる．non-blind deconvolution では、劣化画像と PSF の関係をどのようにして画像復元へ利用するかが重要となる．一般的な手法として Richardson-Lucy アルゴリズムが挙げられる [3], [4]．

一方、blind deconvolution は、PSF も未知のものとして扱っており、劣化画像から PSF を推定する問題、推定した PSF を用いて画像復元を行う問題の 2 つに分けられる [5]～[13]．

本稿では、一般的なカメラを用いて撮影された劣化画像を復元する事を目的とする．2 次元の様なブレによって劣化した画像を対象とし、画像のケプストラムに基づいた PSF 推定手法を提案する．

2. 画像劣化と画像復元

式 1 を 2 次元フーリエ変換すると、

$$G = FH \quad (2)$$

となり、劣化画像のスペクトル (G) は原画像のスペクトル (F) と PSF のスペクトル (H) の積で表す事が出来ると分かる．これを畳み込み定理と言う．

劣化画像の復元とは、Convolution の逆演算 (Deconvolution) であるが、代数的に解く事が不可能なため、不良設定問題である．ただし、Deconvolution をスペクトルの割り算として解く事が出来る場合がある．直感的な手法としては、劣化画像のスペクトル G を PSF のスペクトル H で割り、逆フーリエ変換を行う事で、

$$\begin{aligned} \mathcal{F}^{-1}\left(\frac{G}{H}\right) &= \mathcal{F}^{-1}\left(\frac{FH}{H}\right) \\ &= \mathcal{F}^{-1}(F) \\ &= f \end{aligned} \quad (3)$$

となり、復元画像が得られるが、PSF のスペクトル H が 0 もしくは 0 に極めて近い値となる時、 $\frac{1}{H}$ の値が発散してしまい、復元画像に大きなノイズが表れてしまう． $\frac{1}{H}$ の発散を防ぐために、Wiener Filter が提案された [14]．ベイズの定理を利用する事で、繰り返し計算から復元画像を求める式 4 を導出する事ができる [3], [4]．

$$\hat{f}^{k+1} = \hat{f}^k \cdot h^* \cdot \frac{g}{h * \hat{f}^k} \quad (4)$$

ここで、 $h^*(x, y) = h(-x, -y)$ である． $\hat{f}^k$ は k 回目の

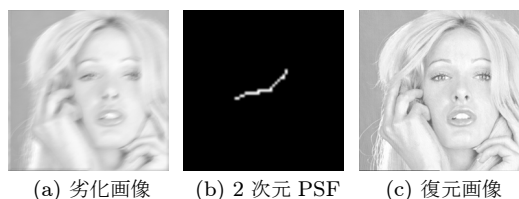


図 1 Richardson-Lucy アルゴリズムを用いた non-blind deconvolution

復元処理によって得られた画像を表す．式 4 を用いた復元方法は Richardson-Lucy アルゴリズムと呼ばれ、一般的な画像復元手法として広く用いられている．繰り返し処理を行う際に用いる初期値 $\hat{f}^0$ を劣化画像 g とする．Richardson-Lucy アルゴリズムを用いて、復元処理を行った結果を図 1 に示す．PSF が推定できていれば、ブレによって劣化した画像から画像復元が行える事が確認できる．画像復元の結果は PSF の精度に依存するため、blind deconvolution を行う場合には PSF の推定が重要である事が言える．

3. 関連研究

本章では、blind deconvolution の関連研究について説明する．PSF の推定方法を、複数枚の劣化画像を用いる手法と、1 枚の劣化画像を用いる手法に分類した．1 枚の劣化画像を用いる手法として、特殊なハードウェアを用いる手法、確率論やケプストラムに基づく手法が挙げられる．

3.1 複数枚の劣化画像を用いる手法

Ben-Ezra らは高解像度カメラと、低解像度ビデオカメラを組み合わせた Hybrid camera を用いて劣化画像を補正する手法を提案した [5]．高解像度カメラでの撮影は露光時間が長くなるため、PSF は 2 次元となる．一方で、低解像度ビデオカメラで撮影した動画においては 1 フレームにおける露光時間が短くなるため、連続する画像間の幾何学的な関係は 1 次元 PSF と近似できると仮定した．画像列から複数の 1 次元 PSF を推定し、高解像度な静止画を撮影する間に生じた 2 次元 PSF を 1 次元 PSF の集合として近似する．次に、推定した PSF を用いて高解像度な静止画を補正する事で、高解像度な復元画像を得る．Yuan らは異なる露光時間で撮影した 2 枚の画像を用いて、2 次元ブレによって劣化した画像を補正する手法を提案した [6]．前述したように、カメラで撮影した画像は露光時間が短いとノイズによって劣化し、長い場合はブレによって劣化する．まず始めに、短い露光時間で撮影した画像に対してノイズ除去を行い、これを参照画像とする．次に、参照画像を基に長い露光時間で撮影した劣化画像を補正する．

3.2 特殊なハードウェアを用いる手法

一般的なカメラは露光時間中にシャッターを開け続ける．このようなカメラを用いる場合、カメラや被写体のブレや焦点ボケによって劣化した画像は高周波成分を失ってしまう．Raskar らは、露光時間中のシャッターの開閉をコード化する事で、高周波成分の損失を防ぐ flutter shutter camera を提案した [7]．この flutter shutter camera を用いて撮影した画像の劣化は良設定問題となる．単純な線形演算によって 1 次元 PSF を推定する．

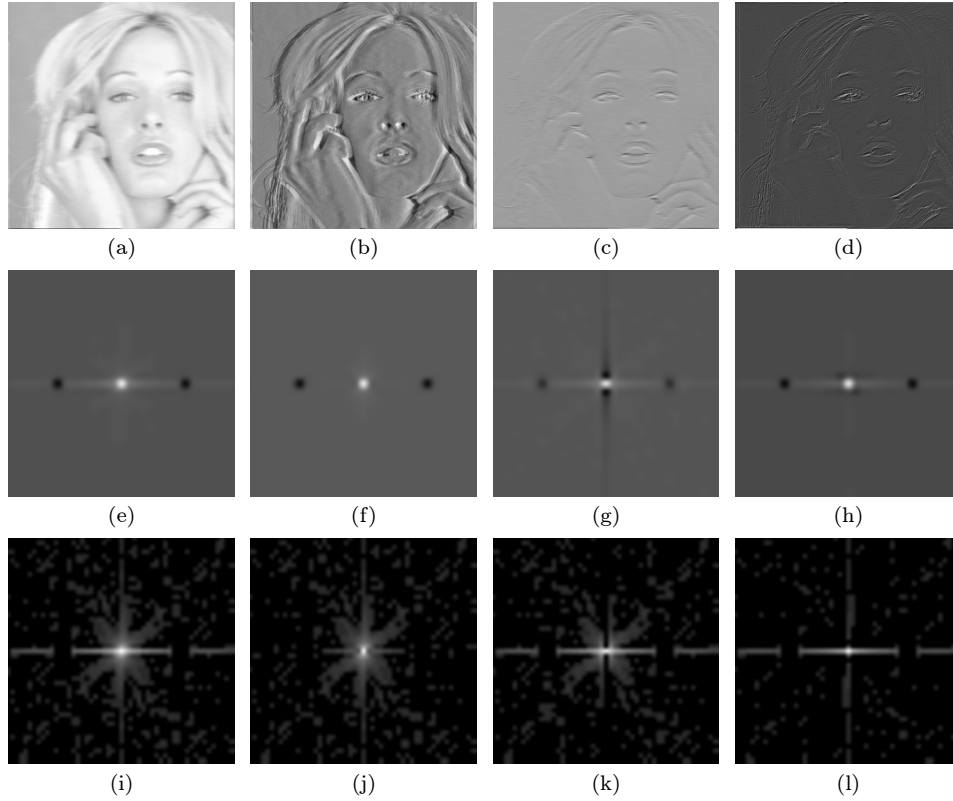


図 2 上段：画像，中段：ケプストラム，下段：log ケプストラム．左から順に劣化画像，水平方向微分フィルタによる勾配画像，垂直方向微分フィルタによる勾配画像，全方向微分フィルタによる勾配画像．

3.3 確率論に基づく手法

ベイズの定理に基づいた blind deconvolution の手法が提案されている．Levin は 1 次元に動く物体のブレを補正する手法を提案した [8]．画像がブレた方向とブレに直交する方向の 2 つの勾配ヒストグラムの最尤推定を行い，ブレ幅を推定する．画素毎に推定したブレ幅によって画像を分割し，各領域で補正をする事でブレている領域のみを補正した画像を得る．

Fergus らや Shan らは，自然画像の勾配ヒストグラムは heavy-tailed distribution であるという性質に着目している [9], [10]．Fergus らは，勾配ヒストグラムを混合ガウス分布でモデル化し，2 次元 PSF の推定手法を提案した [9]．最初に低解像度な PSF をユーザが設定し，PSF の推定とアップサンプリングを繰り返し行う事で，複雑な PSF を推定する．Miskin らによる変分法 [15] を用いて，局所解に陥らずに PSF を推定するという手法である．Shan らは勾配ヒストグラムを 1 次関数と 2 次関数の結合でモデル化し，PSF 推定と画像復元処理を MAP 推定に統合する手法を提案した [10]．擬似輪廓を減少させるために，劣化画像中で明度変化が滑らかな部分を除いて処理を行う．PSF 推定と画像復元処理を繰り返し行う事で，局所解に陥らないという特徴がある．

3.4 ケプストラムに基づく手法

画像のケプストラムとは，画像の対数振幅スペクト

ルを逆フーリエ変換したものであり，画像を p とすると $C(p) = \mathcal{F}^{-1}(\log(|\mathcal{F}(p)|))$ と表される．劣化画像のケプストラム $C(g)$ は，式 1, 2 より以下のように表される．

$$\begin{aligned} C(g) &= \mathcal{F}^{-1}(\log(|\mathcal{F}(g)|)) = \mathcal{F}^{-1}(\log(|\mathcal{F}(f * h)|)) \\ &= \mathcal{F}^{-1}(\log(|\mathcal{F}(f)\mathcal{F}(h)|)) \\ &= \mathcal{F}^{-1}(\log(|\mathcal{F}(f)|) + \log(|\mathcal{F}(h)|)) \\ &= C(f) + C(h), \end{aligned} \quad (5)$$

ここで $C(f), C(h)$ はそれぞれ原画像，PSF のケプストラムを表す．

1 次元ブレの PSF を劣化画像のケプストラムから推定する手法が提案されている [11], [12]．1 次元 PSF のスペクトルは sinc 関数でモデル化される．sinc 関数のように PSF のスペクトルが周期的な 0 値を持つ場合，ケプストラムは周期的に大きな負の値をとるという性質がある．水平方向の 1 次元ブレによって劣化した画像 (図 2(a)) のケプストラムを図 2(e) に示す．このケプストラムは中心にピーク (白点) を持ち，ブレの方向に沿って周期的な負の極小値 (黒点) を持っている．Wu らはこのピークから極小値までの距離と方向をブレの大きさと方向とみなして，1 次元 PSF を推定した [11]．

劣化画像のノイズはケプストラム上で顕著に現れる性質がある．Ji らは，画像の勾配を取る事で，ノイズに対してロバストに PSF を推定するために，ケプストラム

解析手法を提案した [12]. 勾配画像 g' のケプストラムを $C(g')$ とし, 劣化画像 (図 2(a)) の勾配画像を図 2(b) から図 2(d), 各画像のケプストラムを図 2(f) から図 2(h) に示す. 図 2(f) に示すように, ブレの方向と同じ方向に勾配を取ると, 極小値が確認しやすくなるという性質を利用している.

我々は 1 枚の劣化画像のケプストラムから 2 次元 PSF を推定する手法を提案した [13]. 式 5 に示したように, $C(g)$ は $C(f)$ と $C(h)$ の和で表す事ができる. $C(h)$ は $C(f)$ より大きな値を持つ事がわかっている [16]. これらの性質に着目して, ケプストラムは PSF の近似であるとみなす事ができると仮定している. その仮定により, 2 次元 PSF 推定問題を局所最大値探索問題と置き換え, 2 次元 PSF 推定を行った.

3.5 ま と め

以上のように, 多くの blind deconvolution の手法が提案されている. 一般的なカメラで撮影した場合, 複数枚の劣化画像を用いる手法 [5], [6] や特殊なハードウェアを用いる手法 [7] を適用する事はできない. したがって, 確率論 [8]~[10] やケプストラムに基づく手法 [11]~[13] が一般的な画像復元に対してふさわしいと言える. しかしながら, どちらの手法も欠点がある. 確率論に基づく手法は, 学習データから画像を表すモデルのパラメータを設定するため, 良好な復元結果を得られるかは学習データに依存してしまう. さらに, PSF 推定や復元処理を解くために繰り返し処理によって最適化を行っているため, 処理に時間がかかってしまう.

ケプストラムに基づく手法は, モデル化できるブレにしか対応していないという問題がある. 我々が以前提案した手法は, 2 次元ブレを対象としたが, 劣化画像に含まれるノイズの影響やケプストラムの対称性 (4.2 章で後述) について考慮していないという問題がある. 本論文では, ケプストラムに基づき, 劣化画像中のノイズの影響やケプストラムの対称性を考慮した 2 次元 PSF の推定手法を提案する.

4. 提案手法

本稿では, 2 次元ブレによって劣化した画像の blind deconvolution を目的とする. 劣化画像のケプストラムを利用して 1 枚の劣化画像から 2 次元 PSF を推定する手法を提案する.

従来は, 劣化画像中のノイズの影響がケプストラム上で顕著に現れるという性質やケプストラムの対称性に関して考慮していなかった. 本手法では, ノイズの影響を軽減するために勾配画像のケプストラムを用い, ケプストラムの対称性を考慮するために推定した PSF と点対称な PSF を作成する.

まず始めに, 劣化画像の勾配画像を作成し, 勾配画像のケプストラムから複数の PSF を候補 PSF として推定

する. 劣化画像に対して候補 PSF 毎に復元処理を行い, その中で擬似輪郭の影響が最小であり, かつ, ブレ補正の効果が最大である復元画像を評価値により選択し最終的な復元画像とする.

4.1 前 処 理

3.4 章で述べたように, ケプストラムには, 画像の勾配を取ってからケプストラム変換を行う事で, ケフレンシー領域上に表れる周期的な負の極小値が確認しやすくなるという性質がある [12].

ここで, 勾配を取る事の影響を別の観点から解析する. 図 2 の下段に, 各画像の log ケプストラムを示す. 式 5 に示すように, 劣化画像のケプストラム $C(g)$ は, 原画像のケプストラム $C(f)$ と PSF のケプストラム $C(h)$ の和で表す事ができる. 図 2(a) の場合, 劣化画像は水平方向に劣化している. この時, $C(h)$ はピークからブレの方向 (水平方向) へ存在する直線の成分であり, 残りの成分は $C(f)$ であると考え事ができる. 水平方向に勾配を取った劣化画像 (図 2(b)) のケプストラム (図 2(j)) を見ると, $C(h)$ の成分である水平方向の線が短く, 値が小さくなっている事が確認できる. 一方, 図 2(k) に示すように, 垂直方向に勾配を取ると, 勾配画像のケプストラムは劣化画像のケプストラムに比べ, ピークから垂直方向へ存在する線の成分が減少している. これらの結果から,

- ブレの方向と同じ方向に勾配を取ると, ケプストラム上の極小値が確認しやすくなる.
- ブレの方向と直交する方向に勾配を取ると, 原画像のケプストラム $C(f)$ を減少させる.

という性質があると言える. これらの性質を考慮し, PSF 推定アルゴリズムにとってノイズである原画像成分 $C(f)$ を取り除くために, 画像の勾配を取る. ブレの方向と直交する成分の勾配を取るために, 我々は勾配を取る際に全方向微分フィルタを用いた. 全方向微分フィルタの log ケプストラムを図 2(l) に示す. この log ケプストラムの場合, ピークから水平方向へ存在する線の成分 ($C(h)$) は確認しやすく, 残りの成分 ($C(f)$) は減少している事がわかる. すなわち, 勾配画像のケプストラム上に 1 次元ブレによる劣化画像の PSF の概形が現れていると言える. 本稿では全方向微分フィルタとして Laplacian フィルタを用いる. これより, 2 次元ブレの場合でも, ケプストラムに PSF の概形が現れると仮定する事ができる.

4.2 候補 PSF 推定

前章までの処理によって, 勾配画像のケプストラムを作成し, ケプストラム上に PSF の概形が現れると仮定した. この仮定によって, 2 次元 PSF 推定問題をケフレンシー領域での局所最大値探索問題とみなす事ができる. まず最初に, PSF の概形が現れている, ケプストラムのピークから極小値までの間を PSF の探索範囲とする. 次に, 初期注目画素 $path\{0\}$ を設定し,

(1) i 番目の注目画素 $path\{i\}$ の近傍画素へ探索窓 $window\{i\}$ を設定する.

(2) 探索窓内の最大値 $\max(window\{i\})$ を次の注目画素 $path\{i+1\}$ とする.

(3) 注目画素が探索範囲内にいる限り (1) へ戻り, 探索を繰り返す.

以上の探索後, 注目画素をつなげたものを PSF の形状とする. 我々の PSF 推定手法では, このような繰り返し処理を行うことで連続的な PSF を推定することができる. ケプストラムはピークの値だけが他の値と比べて非常に大きい値となっているため, ピークの値をそれ以外の画素に加えたものを PSF の各画素値として利用する.

提案手法では劣化画像のケプストラムから原画像の影響を軽減するために, 全方向の微分を取った. しかしながら, 原画像のケプストラム $C(f)$ の成分が全て取り除かれるわけではない. 残っている $C(f)$ の影響によって推定 PSF の精度が悪くならないように, 我々はこの局所最大値探索処理を 2 方向から行う. ケプストラムのピークから極小値へ向けて (h_{peak}) 及び極小値からピークへ向けて (h_{min}) の 2 種類である.

ケプストラムはスペクトルと同様, ピーク中心に点対称である. ケプストラムの対称性を考慮する必要性について述べる. ある 2 次元 PSF と PSF のケプストラム $C(h)$ の候補を図 3 に示す. 図 3(a) に示す PSF によって劣化した画像のケプストラムは, PSF と点対称 PSF (図 3(b)) から構成されている. これは, PSF のケプストラム $C(h)$ は図 3(c) のように表される場合と図 3(d) のように表される場合の 2 つの可能性があるという事である. 我々の PSF 推定手法では, 推定した PSF が, 正しい PSF を点対称にしたものであるという可能性があると言える. さらに, 推定した PSF が正しい PSF であるか点対称 PSF であるかを調べる事は不可能である. そこで我々は, h_{peak} と h_{min} のそれぞれを点対称にした PSF を作成する. 最終的に, 提案手法では h_{peak} , h_{min} , $\bar{h}_{\text{peak}}$, $\bar{h}_{\text{min}}$ の 4 つの PSF を候補として推定する.

4.3 復元画像の評価

推定した 4 つの候補 PSF から, PSF が正しいものであるか検討する事は難しい. 前述したように, 正しい PSF で復元処理を行うと, ブレによる劣化を補正できる. 一方で, 復元処理に用いる PSF が正しくない場合は復元画像中に擬似輪郭が生じる. 我々はこの性質を利用して, 復元画像中に含まれる擬似輪郭をノイズとみなし, ノイ

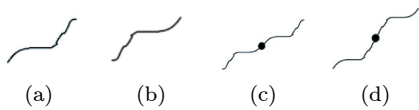


図 3 PSF と PSF のケプストラム $C(h)$ 候補. (a) 正解 PSF, (b) 点対称 PSF, (c), (d) PSF のケプストラム候補 $C(h)$.

ズの有無によって復元に用いた PSF の評価を行う.

まず始めに, 候補 PSF 毎に Richardson-Lucy アルゴリズム [3], [4] を用いて, 画像復元を行う. 次に, 評価値として式 6 に表す SN 比 (Signal to Noise) を計算する.

$$\text{SNR} = 10 \log_{10} \frac{\sum \sum g(x, y)^2}{\sum \sum (\hat{f}(x, y) - g(x, y))^2}, \quad (6)$$

ここで, $\hat{f}(x, y)$ は復元画像を示す. SN 比の値が大きいく程, 復元画像に含まれる擬似輪郭の量が少ない. 候補の中で SN 比の値が最大の復元画像を最終的な結果とする.

5. 実験と結果

提案手法の有効性を示すために, 2 次元の PSF を用いて作成した劣化画像を用いたシミュレーション実験と, 実画像を用いた実画像実験を行った. 本実験の実験環境は以下の通りである.

- 画像サイズ: 512 × 512 (シミュレーション実験), 640 × 480 (実画像実験)
- CPU: Intel Core 2 Duo 3.2 GHz
- メモリ: 4GB

5.1 シミュレーション実験

本実験では, シミュレーションで劣化させた画像に対して提案手法を適用し, 提案手法によるブレ補正の効果と SN 比を評価値として用いる事の妥当性を示す. 本実験ではいずれも SIDBA 標準画像を原画像として用いた. まず, 図 4(a) に示す 21 × 12 画素のサイズの 2 次元の PSF を用いて画像 lena を劣化させた. 図 4 の上段に推定した候補 PSF (図 4(b) から図 4(e)) を示す. ケプストラムのピークと極小値の距離から, ブレ幅は 21 画素と推定した. 図 4 の下段に各 PSF を用いて復元した画像を示す. 各キャプションに式 6 に示した劣化画像と各復元画像の SN 比の値を示す. 当然の事ながら, 正解 PSF を用いた復元画像 (図 4(f)) が SN 比の値が最も大きい. 提案手法では, h_{min} (図 4(c)) を用いて復元した画像 (図 4(h)) を最終的な結果として選択した. この復元画像は, ブレの効果が打ち消され, 擬似輪郭が目立っていない事が確認できる. SN 比の値を比較すると, 図 4(j) は最終結果である図 4(h) と大きな違いはない. しかし, 復元画像内の目や鼻, 口の部分を比較すると, 図 4(j) は 2 枚の画像を重ね合わせたようになり, 擬似輪郭が目立っている. 一方, SN 比の値が小さい復元画像図 4(g) や図 4(i) では, 不自然な擬似輪郭が発生している. これらの復元画像を比較すると SN 比によって評価した結果は妥当なものであると言える.

画像 tiffany に対し図 4 と同じ PSF (図 5(a)) で劣化させた画像を用いて, 同様の実験を行った結果を図 5 に示す. 前の結果と同様に, SN 比の値が最も高い復元画像 (図 5(h)) は擬似輪郭が目立っておらず, ブレ補正の効果が現れている事が確認できる. 一方, 他の候補復元画像

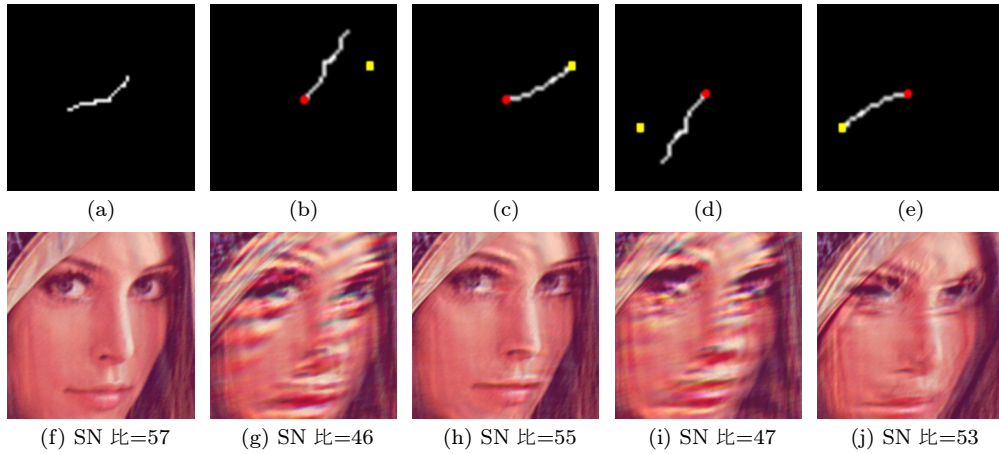


図 4 シミュレーション実験 1(lena). 上段：PSF，下段：上段の PSF を用いて復元した画像. 左から順に，正解 PSF， h_{peak} ， h_{min} ， $\bar{h}_{\text{peak}}$ ， $\bar{h}_{\text{min}}$. 上段の右 4 つの PSF の赤の丸と黄の四角形はそれぞれピークと極小値を表す.

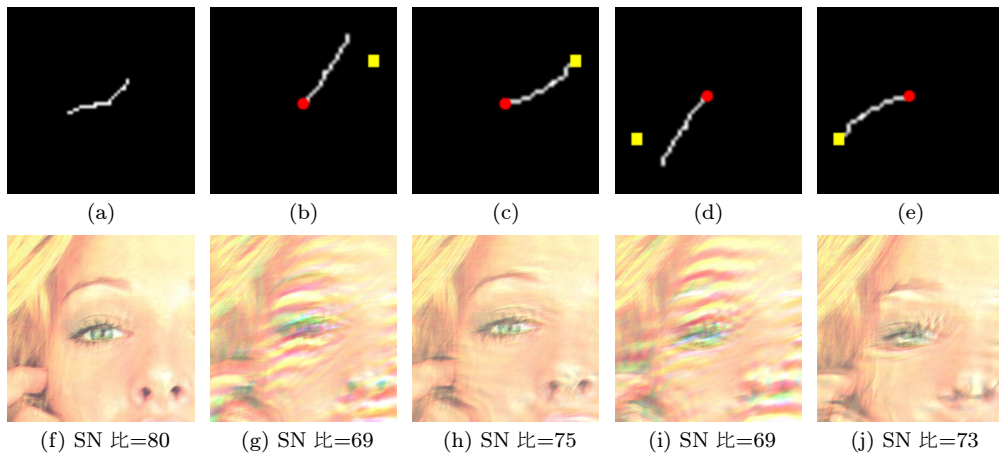


図 5 シミュレーション実験 2(tiffany). 上段：PSF，下段：上段の PSF を用いて復元した画像. 左から順に，正解 PSF， h_{peak} ， h_{min} ， $\bar{h}_{\text{peak}}$ ， $\bar{h}_{\text{min}}$. 上段の右 4 つの PSF の赤の丸と黄の四角形はそれぞれピークと極小値を表す.

は，特に顔の特徴点の周辺で擬似輪郭が目立っている．

以上の 2 つのシミュレーション実験の結果より，提案手法のブレ補正の効果が示された．それはすなわち SN 比による評価値が妥当であると考えられる．

5.2 実画像実験

本実験では，図 6(a) と図 7(a) に示す実際に撮影した画像を復元する事で提案手法の有効性を示す．また，Fergus らの手法 [9] と比較する事で，提案手法の効果を示す．Fergus らの手法は，前述のとおり，PSF 推定のためにユーザによる入力が必要である．

まず，図 6 に示す実験画像 1(夜景) について述べる．劣化画像を図 6(a)，提案手法による復元画像を図 6(b)，Fergus らの手法による復元画像を図 6(c) に示す．提案手法による復元画像は，光や物体の輪郭，特に建物や窓の光が鮮明になっている．一方，Fergus らの手法による復元画像は，ブレている部分が復元されていない．ここで，各手法を用いて推定した PSF を評価するため，劣

化画像の一部分に注目する．図 6(a) 内の建物の光の部分拡大したものを図 6(d) に示す．本来，建物の光のような光源は画像内では点光源とみなす事ができる．このような光源がブレによって劣化すると，劣化画像内ではブレの軌跡を描く事になり，PSF の形状を表していると言える．提案手法による推定 PSF(図 6(e)) は劣化画像の一部(図 6(d)) とほぼ同じ形状をしているので，本手法を用いて推定した PSF は妥当なものであると言える．一方，Fergus らの手法を用いて推定した PSF(図 6(f)) は，点のように見える．これは，画像はブレていないものとみなしている事と同義である．

次に，図 7 に示す実験画像 2(看板) について述べる．劣化画像を図 7(a) に示す．提案手法の結果(図 7(b)) と Fergus らの手法の結果(図 7(c)) のどちらもブレの影響を除去する事ができているが，どちらもノイズが増幅している事が確認できる．夜に撮影した場合にはとカメラのセンサノイズを受けやすいので，このノイズはアルゴリズムに原因があるのではない．それぞれの復元画像の

看板に書かれている文字に注目すると、図 7(b) は図 7(c) より輪郭が明瞭になっている。ここで、それぞれの手法を用いて推定した PSF を比較する。ブレの方向に関しては、どちらの手法を用いて推定した PSF でも同じ方向である事がわかる。PSF はブレの軌跡を表すため、連続的な軌跡を描く事が理想的である。Fergus らの手法による推定 PSF は、連続的な軌跡を描いている画素のほかにノイズのように値を持っている画素が存在している事が確認できる。Fergus らの手法は、ユーザが設定するパラメータ調整によっては、ノイズの少ない、より正確な PSF を推定する事ができると考えられる。しかしながら、本実験では正確な PSF を推定する事はできなかった。一方、提案手法はユーザによる入力が必要とせずに連続的な PSF を推定する事ができた。

次に、処理時間に関して考察する。提案手法による処理が自動で最終結果画像を出力するのに夜景の画像で 35 秒、看板の画像で 34 秒の時間を要した。一方、Fergus らの手法による処理はユーザによる入力にかかる時間を除いて夜景の画像で 728 秒、看板の画像で 336 秒の時間を要した。前述のとおり、Fergus らの手法はユーザによる入力が必要である。入力するパラメータの中には最適なものに設定しないと精度が低い結果になってしまう場合もある。したがって、復元結果や処理時間はユーザの入力によって変化する。我々は Fergus らの手法において複数パターンのパラメータ設定をして実験を行った。しかし最適なパラメータを設定する事は難しく、一般ユーザが使用する場合には、精度の高い結果を得る事は簡単ではないと言える。処理時間と手法の操作性の点から、提案手法は Fergus らの手法より良いと考えられる。

6. 結 論

本論文では、2 次元ブレによって劣化した画像の blind deconvolution を目的とした。劣化画像 1 枚のみを用いて 2 次元 PSF を推定し画像を復元する手法を提案した。我々は、ケプストラムに基づいた復元手法に着目し、劣化画像のケプストラムは PSF の近似形状を表すと仮定した。まず、ケプストラムに含まれる原画像のケプストラム成分を除去するために、全方向微分フィルタを用いて勾配画像のケプストラムを PSF 推定に用いた。PSF 推定をケプストラム上での局所最大値探索とみなし、ケプストラムの対称性を考慮して、4 種類の候補 PSF を推定した。復元画像に含まれる擬似輪郭をノイズとみなし、SN 比を用いて評価した。最終的に、擬似輪郭が最も少ない復元画像を選択した。

本稿では、提案手法を用いて 2 種類の実験を行った。シミュレーション実験においては、既知の PSF を用いて劣化した画像を復元した。4 種類の復元画像から最良の結果を選択するための評価値として SN 比を用いた妥当性を示した。実画像実験においては、従来手法として Fergus らの手法 [9] との比較を行った。提案手法はブレ

復元の知識を持たないような一般ユーザでも短時間で復元処理をする事ができる事を示した。

今後は、ケプストラムから PSF を推定するアルゴリズムをよりロバストなものにする事や画像内で一様でないブレや複雑なブレに対応させる事、擬似輪郭を除去する事が課題である。

文 献

- [1] Canon: “Image stabilizer”, <http://www.canon.co.jp/imaging/lens/index.html> (1995).
- [2] KonicaMinolta: “Anti-shake”, http://ca.konicaminolta.com/products/consumer/digital_camera/slr/dynax-7d/02.html (2003).
- [3] W. H. Richardson: “Bayesian-based iterative method of image restoration”, *J. Opt. Soc. Am.*, **62**, 1, pp. 55–59 (1972).
- [4] L. B. Lucy: “An iterative technique for the rectification of observed distributions”, *Astronomical Journal*, **79**, pp. 745–754 (1974).
- [5] M. Ben-Ezra and S. K. Nayar: “Motion-based motion deblurring”, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, **26**, 6, pp. 689–698 (2004).
- [6] L. Yuan, J. Sun, L. Quan and H.-Y. Shum: “Image deblurring with blurred/noisy image pairs”, *SIGGRAPH '07: ACM SIGGRAPH 2007 papers*, New York, NY, USA, ACM, p. 1 (2007).
- [7] R. Raskar, A. Agrawal and J. Tumblin: “Coded exposure photography: motion deblurring using fluttered shutter”, *SIGGRAPH '06: ACM SIGGRAPH 2006 Papers*, New York, NY, USA, ACM, pp. 795–804 (2006).
- [8] A. Levin: “Blind motion deblurring using image statistics”, *Advances in Neural Information Processing Systems 19* (Eds. by B. Schölkopf, J. Platt and T. Hoffman), MIT Press, Cambridge, MA, pp. 841–848 (2007).
- [9] R. Fergus, B. Singh, A. Hertzmann, S. T. Roweis and W. T. Freeman: “Removing camera shake from a single photograph”, *SIGGRAPH '06: ACM SIGGRAPH 2006 Papers*, New York, NY, USA, ACM, pp. 787–794 (2006).
- [10] Q. Shan, J. Jia and A. Agarwala: “High-quality motion deblurring from a single image”, *ACM Transactions on Graphics*, **27**, 3, pp. 1–10 (2008).
- [11] S. Wu, Z. Lu, E. P. Ong and W. Lin: “Blind image blur identification in cepstrum domain”, *Computer Communications and Networks, 2007. ICCCN 2007. Proceedings of 16th International Conference on*, pp. 1166–1171 (2007).
- [12] H. Ji and C. Liu: “Motion blur identification from image gradients”, *Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. CVPR 2008. IEEE Conference on*, pp. 1–8 (2008).
- [13] 小山田, 浅井, 斎藤, 太田垣, 江口: “ケプストラムに基づいたブレ画像補正”, *ビジョン技術の実利用ワークショップ* (2008).
- [14] W. Norbert: “Extrapolation, interpolation, and smoothing of stationary time series” (1964).
- [15] J. Miskin and D. J. C. MacKay: “Ensemble learning for blind image separation and deconvolution”, *Advances in Independent Component Analysis*, Springer-Verlag (2000).
- [16] T. E. Bishop, S. D. Babacan, B. Amizic, A. K. Katsaggelos, T. Chan and R. Molina: “Blind Image Deconvolution: Theory and Applications”, CRC (2007).

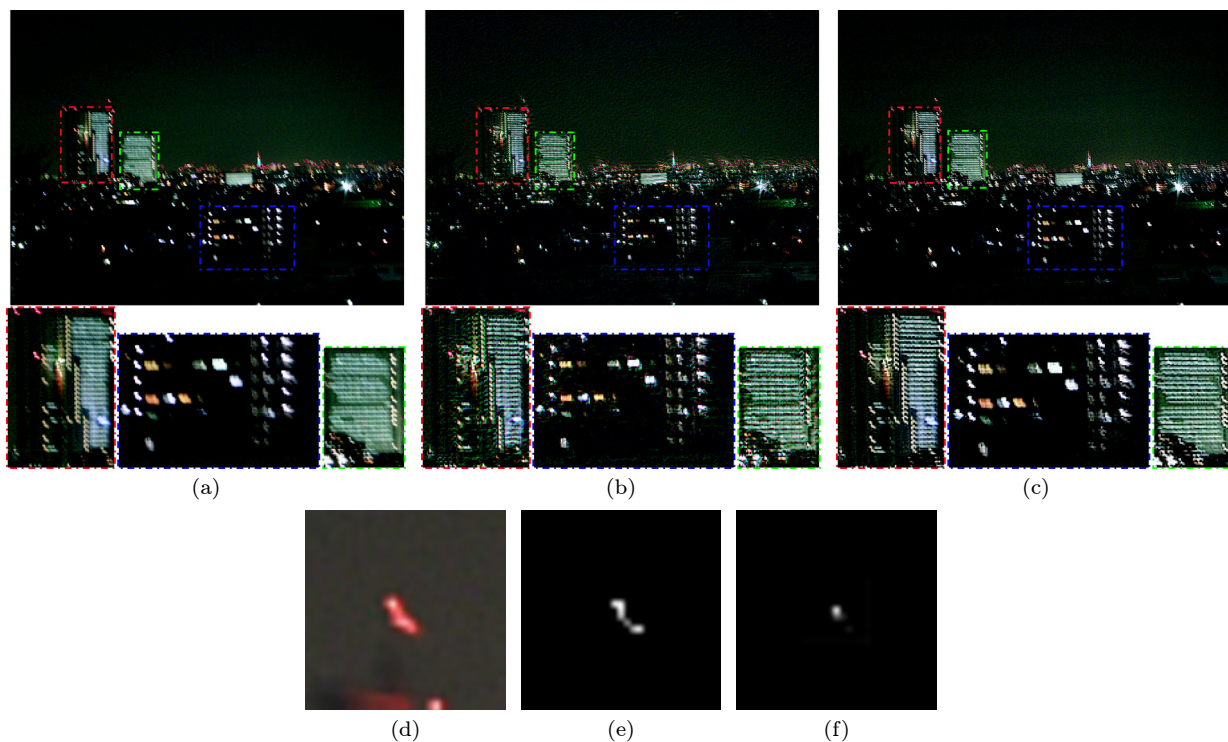


図 6 実画像実験 1(夜景). (a) 劣化画像. (b) 提案手法による復元画像. (c)Fergus らの手法 [9] による復元画像. (d)(a) の一部. (e) 提案手法による推定 PSF. (f)Fergus らの手法 [9] による推定 PSF.

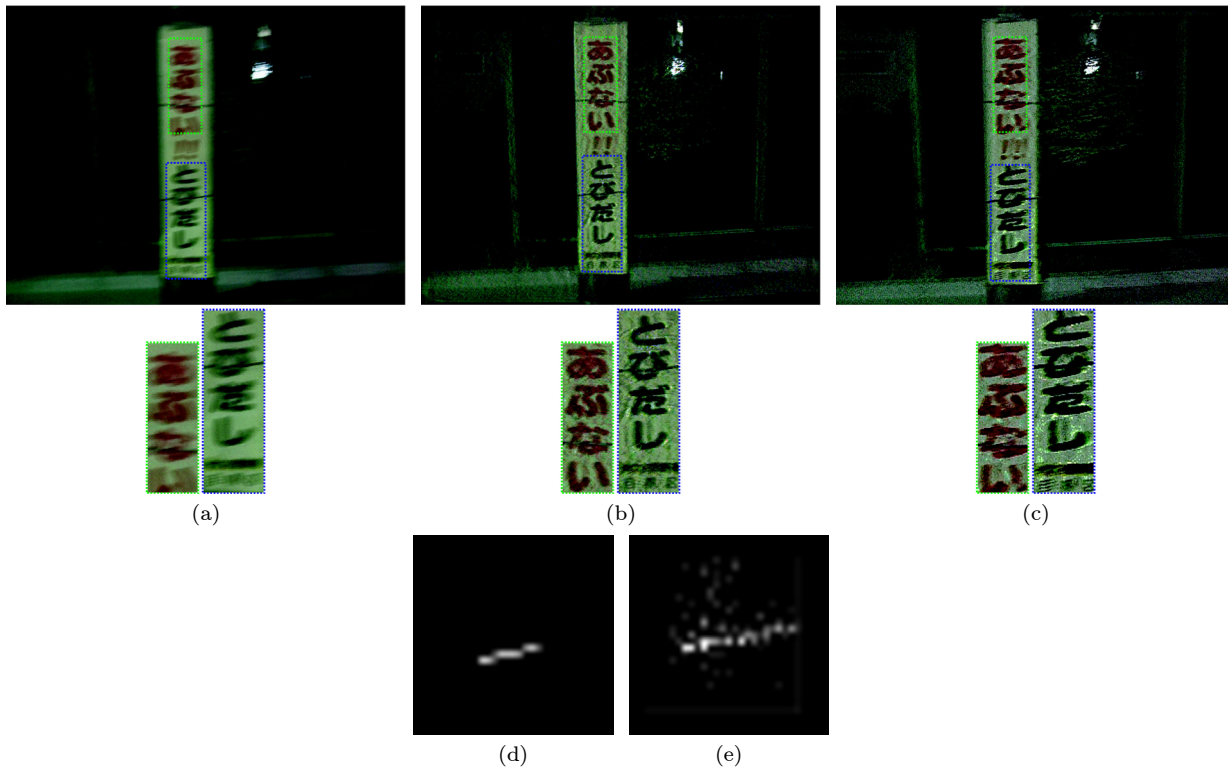


図 7 実画像実験 2(看板). (a) 劣化画像. (b) 提案手法による復元画像. (c)Fergus らの手法 [9] による復元画像. (d) 提案手法による推定 PSF. (e)Fergus らの手法 [9] による推定 PSF.