

ケプストラム解析を用いたブレ画像の Blind Deconvolution

浅井 晴香^{†1} 小山田 雄仁^{†1} 斎藤 英雄^{†1}
太田 垣 康二^{†2} 江口 満 男^{†2}

本論文では、2次元のブレによって劣化した画像の画像復元を目的とする。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、劣化画像のケプストラムから PSF の候補を推定する。候補 PSF 毎に画像復元を行い、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。

Cepstrum Analysis Based Blind Deconvolution

HARUKA ASAI,^{†1} YUJI OYAMADA,^{†1} HIDEO SAITO,^{†1}
KOJI OOTAGAKI^{†2} and MITSUO EGUCHI^{†2}

In this paper, we propose blind deconvolution technique restoring a latent image from a single blurred image. We focus attention on a characteristic of a cepstrum of a blurred image. 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. To validate the effectiveness of the proposed method, we apply our method with both synthetic images and real images.

^{†1} 慶應義塾大学
Keio University

^{†2} ライトロン株式会社
Lightron Co., Ltd.

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ことでブレの影響を低減することは可能だが、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ことができるので、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),2)} や撮像素子を動かす。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ことが出来る。

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 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 つに大別することができる。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⁾⁻¹⁴⁾。

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次元の一般的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 次元フーリエ変換によって周波数領域で表現すると、

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

となり、劣化画像のスペクトルは原画像のスペクトルと PSF のスペクトルの積で表す事が出来ると分かる。これを Convolution theorem (畳み込み定理) と言う。

Convolution の逆演算、すなわち Deconvolution は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、周波数領域では 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ことで、

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

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、復元した画像に大きなノイズが表れてしまう。 H_{inv} の発散を防ぐために、SN 比 γ の Wiener Filter が提案された¹⁵⁾。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)}。

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

\hat{f}^k は k 回目の復元処理によって得られた画像を表す。式 4 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、non-blind deconvolution を行った結果を図 1(c) 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と言える。

3. 関連研究

本章では、blind deconvolution の関連研究について説明する。我々は、複数枚の劣化画

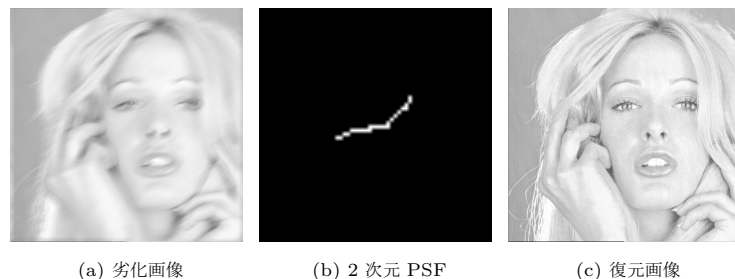


図 1 Richardson-Lucy アルゴリズムを用いた non-blind deconvolution

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⁾。低解像度ビデオカメラで撮影した動画において、連続する画像間の幾何学的な関係が 1次元 PSF と等価であると仮定した。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ことで、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。

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。この手法では、画像をどのようにモデル化するかが重要である。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、各領域で補正することでブレている領域のみを補正した画像を得る。自然画像統計の分野では、自然画像の勾配ヒストグラムは、heavy-tailed distribution であると報告されている。Fergus らは、2次元 PSF の推定手法を提案した⁹⁾。画像の勾配ヒストグラムを混合ガウス分布でモデル化する。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ことで、複雑な PSF を推定する。Miskin らによる変分法¹⁶⁾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

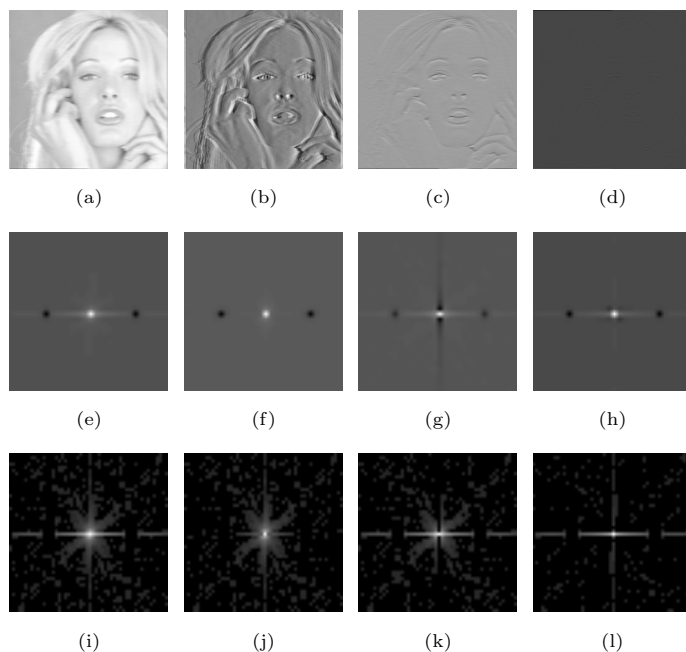


図 2 上段: 画像, 中段: ケプストラム, 下段: log ケプストラム. 左から順に劣化画像, 水平方向微分フィルタによる勾配画像, 垂直方向微分フィルタによる勾配画像, 全方向微分フィルタによる勾配画像.

ラムを 1 次関数と 2 次関数の結合でモデル化し, PSF 推定と画像の補正処理を Maximum a Posteriori (MAP) 推定に統合する手法を提案した¹⁰⁾. 擬似輪郭を減少させるために, 劣化画像中の局所的に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て処理を行うことで, MAP 推定を用いて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

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る. 画像を p とすると, ケプストラムは $C(p) = \mathcal{F}^{-1}(\log(|\mathcal{F}(p)|))$ となる. ケプストラムを求めるために周波数領域で対数をとっているため, 劣化画像のケプストラム $C(g)$ は式 1, 2 より以下の

ように表すことができる.

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

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.

従来, 1 次元ブレの PSF を推定する手法が提案されている¹¹⁾⁻¹³⁾. 1 次元 PSF のスペクトルは周波数領域では sinc 関数でモデル化される. この場合, sinc 関数のように PSF のスペクトルが周期的な 0 値を持つ. この周期的な 0 値がケフレンシー領域では, 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や方向とみなして, 1 次元 PSF を推定した¹²⁾.

劣化画像にノイズが含まれている場合, 劣化画像のケプストラムはノイズの影響を受けやすいという性質がある. Ji らは, 画像の勾配を取ることで, 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¹³⁾. 勾配画像 g' のケプストラム $= C(g')$ をとし, 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¹⁴⁾. 式 5 に示したように, $C(g)$ は $C(f)$ と $C(h)$ の和で表すことができる. $C(h)$ は $C(f)$ より大きな値を持っている¹⁷⁾. これらの性質に着目して, 我々はケプストラムは PSF の近似であるとみなすこと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ることができる.

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⁾ を適用することはできない. したがって, 確率論⁸⁾⁻¹⁰⁾ やケプストラムに基づく手法¹²⁾⁻¹⁴⁾ が一般的なユーザに対してふさわしいといえる. しかしながら, どちらの手法に対しても欠点がある. 確率論に基づく手法は, 学習データからいくつかパラメータを設定しなければいけない. したがって, 復元画像は学習データに依存してしまう. さらに, 繰り返し処理を行う

ことによって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や、劣化画像に含まれるノイズの影響を受けてしまうという問題がある。本論文では、ケプストラムに基づいて、ノイズに対してロバストな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。

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ことで、ケプ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¹³⁾。ここで、勾配を取ることの影響を他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 $C(h)$ の和で表すことができる。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 $C(f)$ であると考えられることができる。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ことが確認できる。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、

- ブレの方向に対して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。
- ブレの方向に対して直交する方向に勾配を取ると、ケプストラムの原画像成分 $C(f)$ を減少させる。

と仮定する。これらの仮定を考慮して、2次元PSFを推定するために、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($C(f)$)は減少していることがわかる。

4.2 候補PSF推定

我々が以前提案したように¹⁴⁾、我々も2次元PSF推定問題をケプレンシー領域での局所最大値探索問題とみなす。まず最初にPSFの探索範囲を決定する。図2(i)に示すように、1次元ブレによる劣化画像のケプストラムでは、ピークから極小値までの間にPSFの概形が現れている。そこで我々は2次元ブレによる劣化画像のケプストラム上においても同じ事が言えると考え、PSFの探索範囲をケプストラムのピークから極小値までの間とする。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。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、ケプストラムはピーク以外の値にピークの値を加えたものをPSFの各画素値として利用する。

提案手法では劣化画像の勾配画像のケプストラム $C(g')$ をPSF推定に利用している。 $C(f)$ の影響を軽減するために、全方向の微分を取ることによって勾配画像を作成した。しかしながら、原画像のケプストラム $C(f)$ の成分は残っている。残っている $C(f)$ の影響を除去するために、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のケプストラム $C(h)$ 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ことである。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いえる。さらに、推定したPSFが正しいPSFであるか点対称PSFであるかを調べることは不可能である。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}_{peak} 、 \bar{h}_{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のみから、PSFが正しいものであるか検討することは難しい。

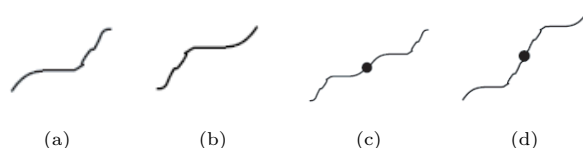


図 3 PSF と PSF のケプストラム $C(h)$ 候補. (a) 正解 PSF, (b) 点対称 PSF, (c), (d) PSF のケプストラム候補 $C(h)$.

そこで、実際に復元処理を行って得られる結果画像を評価する。提案手法では、non-blind deconvolution の一般的な手法として用いられている Richardson-Lucy アルゴリズム^{3),4)} を復元手法として用いる。Richardson-Lucy アルゴリズムを適用する際に、用いる PSF が正しくない場合は復元画像に擬似輪郭が生じる。我々は復元画像に含まれる擬似輪郭をノイズとみなし、ノイズの有無によって復元に用いた PSF の評価を行う。評価値として式 6 に表す SN 比 (Signal to Noise) を用いる。

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

ここで、 $\hat{f}(x, y)$ は復元画像を示す。SN 比の値が大きい程、復元画像に含まれる擬似輪郭の量が少なくなる。SN 比の値が大きい復元画像を候補の中から選択し、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、復元した画像と正解である原画像を比較することで、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ことの妥当性を示す。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 に示したブレ画像と各復元画像の SN 比の値を示す。当然のことながら、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ことが確認できる。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。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。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ことが確認できる。一方、他の候補復元画像は、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ことで提案手法の有効性を示す。また、Fergus らの手法⁹⁾と比較することで、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(e)、Fergus らの手法による復元画像を図 6(f) 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、書く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(b) 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ことができる。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ことになり、PSF の形状を表していると仮定することができる。PSF の形状を表していると仮定できる劣化画像の一部(図 6(b))と提案手法による推定 PSF(図 6(c))を比較すると、ほぼ同じ形状をしていることが確認できる。一方、Fergus らの手法を用いて推定した PSF(図 6(d))は、点光源のように見える。これは、画像はブレしていないものとみなしていることと同義である。

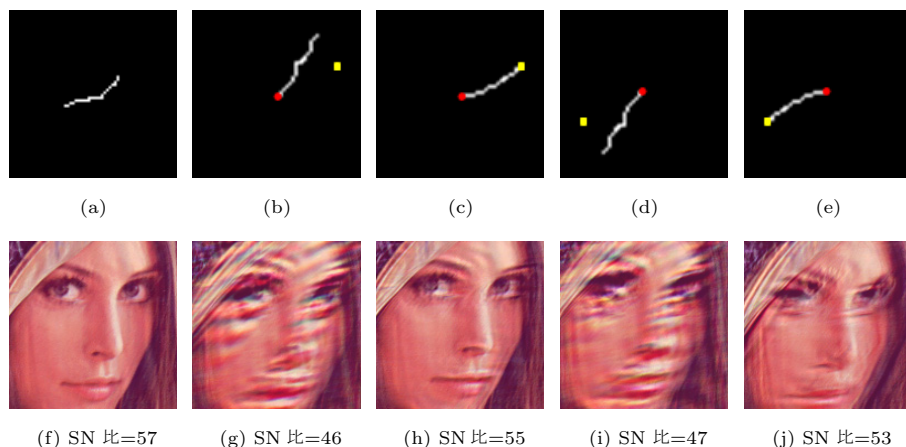


図4 シミュレーション実験1(lena). 候補PSFと復元画像. 上段: PSF, 下段: 上段のPSFを用いて復元した画像. 左から順に, 正解PSF, h_{peak} , h_{min} , \bar{h}_{peak} , \bar{h}_{min} . 上段の右4つのPSFの赤の丸と黄の四角形はそれぞれピークと極小値を表す.

次に, 図7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(d))とFergusらの手法の結果(図7(e))のどちらもブレの影響を除去することができているが, どちらもノイズが増幅していることが確認できる. 夜に撮影した場合には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文字に注目すると, 図7(d)は図7(e)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ことがわかる. PSFはブレの軌跡を表すため, 連続的な軌跡を描くことが理想的である. 提案手法では, 局所最大値探索処理を繰り返し行っているため, 連続的な軌跡を描くPSFを推定することができる. 一方, 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ことが確認できる. 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を推定することはできなかった.

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

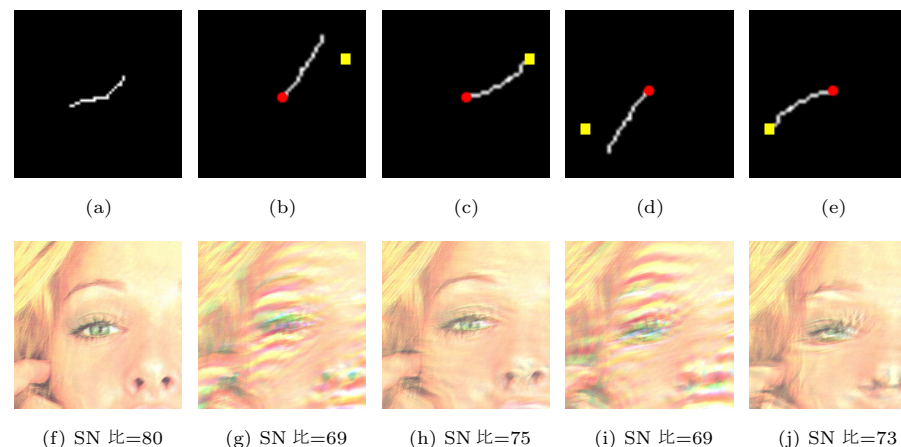


図5 シミュレーション実験2(tiffany). 候補PSFと復元画像. 上段: PSF, 下段: 上段のPSFを用いて復元した画像. 左から順に, 正解PSF, h_{peak} , h_{min} , \bar{h}_{peak} , \bar{h}_{min} . 上段の右4つのPSFの赤の丸と黄の四角形はそれぞれピークと極小値を表す.

る処理が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ものもある. 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数回実験した. しかし, 我々が最適なパラメータを設定することは難しく, 一般ユーザが実験する場合を考慮すると, 精度の高い結果を得ることは簡単ではないということが示された. 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ことができることを示した。今後は、画像内で一様でないブレや複雑なブレに対応させることや擬似輪郭を除去することが課題である。

参 考 文 献

- 1) Nikon: “Vibration reduction”, <http://imaging.nikon.com/products/imaging/technology/vr/index.htm> (2000).
- 2) Canon: “Image stabilizer”, <http://www.canon.co.jp/imaging/lens/index.html> (1995).
- 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) 坂野, 末竹, 内野: “対数振幅スペクトル上の輝度勾配ベクトル分布を利用したノイズに頑健な焦点ずれ psf 推定”, *電子情報通信学会論文誌 D*, **J90-D**, 10, pp. 2848–2857 (2007).
- 12) 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).
- 13) 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).
- 14) 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”, *ビジョン技術の実用ワークショップ* (2008).
- 15) W.Norbert: “Extrapolation, interpolation, and smoothing of stationary time series” (1964).
- 16) J.Miskin and D.J.C. MacKay: “Ensemble learning for blind image separation and deconvolution”, *Advances in Independent Component Analysis*, Springer-Verlag (2000).
- 17) T.E. Bishop, S.D. Babacan, B.Amizic, A.K. Katsaggelos, T.Chan and R.Molina: “Blind Image Deconvolution: Theory and Applications”, CRC (2007).

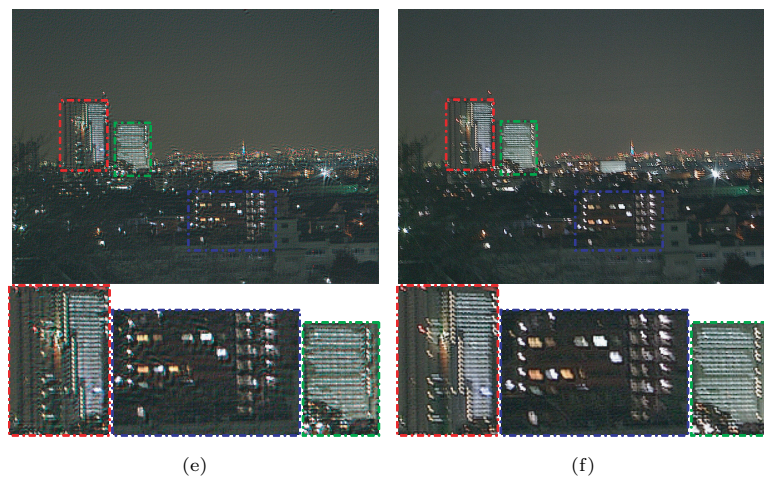
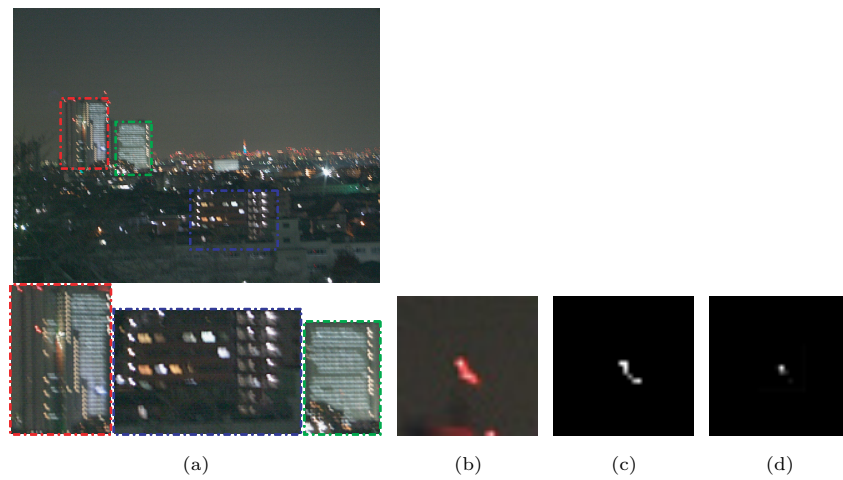


図 6 実画像実験 1(夜景). (a) 劣化画像. (b)(a)の一部. (c) 提案手法による推定 PSF. (d)Fergus らの手法⁹⁾による推定 PSF. (e) 提案手法による復元画像. (f)Fergus らの手法⁹⁾による復元画像.

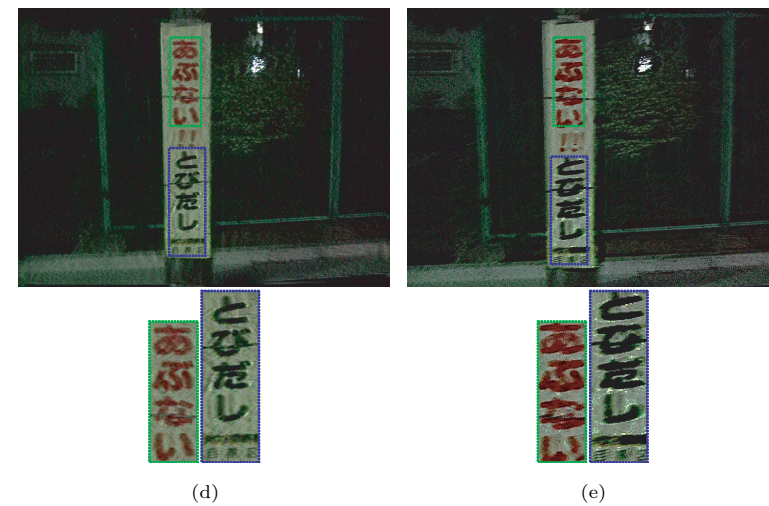
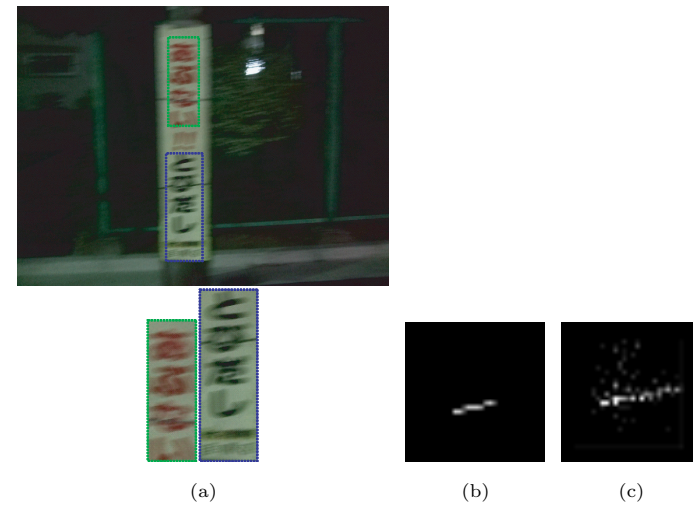


図 7 実画像実験 2(看板). (a) 劣化画像. (b) 提案手法による推定 PSF. (c)Fergus らの手法⁹⁾による推定 PSF. (d) 提案手法による復元画像. (e)Fergus らの手法⁹⁾による復元画像.