

Blind Deconvolutionのための 劣化画像のケプストラム解析

浅井 晴香^{†1} 小山田 雄仁^{†1} 斎藤 英雄^{†1}

カメラの露光時間内にカメラと被写体の相対的な位置関係が変わると、撮影された写真はブレによって劣化する。ブレによって劣化した画像から劣化を含まない未知の画像を復元する研究が古くから行われている。本稿では、劣化画像1枚を入力とし、未知の原画像を復元する Blind deconvolution を目的とし、一方向に等速で非線形に動くカメラモーションによって劣化した画像を対象とする。この時、劣化画像のケプストラム上に現れる特徴を利用した PSF 推定法を提案する。まず始めに、劣化画像のケプストラムから大きさや形状が異なる複数の候補 PSF を推定する。候補 PSF の中から最尤の PSF を選ぶ必要があるが、PSF そのものを評価することは不可能であるため、各候補 PSF を用いて劣化画像を復元した画像を評価することで、最尤の PSF を選ぶ。最尤の PSF を用いて劣化画像を復元し、最終的な復元画像を得る。シミュレーション画像及び実画像を用いた実験により、提案手法の有効性を示す。

Cepstrum Analysis of Blurred image for Blind Deconvolution

HARUKA ASAI,^{†1} YUJI OYAMADA^{†1} and HIDEO SAITO ^{†1}

Camera shake during exposure blurs the captured image. Despite several decades of studies, image deconvolution restoring a blurred image still remains an issue, particularly in blind deconvolution in which the actual shape of the blur is unknown. Approaches based on cepstral analysis succeeded in restoring images degraded by a uniform blur caused by a camera moving straight in a single direction. In this paper, we propose a method to estimate the point spread function (PSF) representing a non-linear camera motion given a single blurred image. To extend the cepstral analysis, we derive assumptions about the PSF effects in the cepstrum domain. In a first phase, we estimate several PSF candidates from the cepstrum of a blurred image and restore the image with different candidates by a fast deconvolution algorithm. In a second phase, we select the best PSF candidate by evaluating the restored images. Finally, a slower but more accurate deconvolution algorithm recovers the latent image

with the chosen PSF. We validate the proposed method with synthetic and real experiments.

1. はじめに

カメラの露光時間内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。現在市販されているデジタルカメラには、光学系を工夫し、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でブレの影響を軽減させる機能が搭載されているモデルがある。具体的には、カメラ内のジャイロセンサー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⁾ を動かすといったものが挙げられる。このようなハードウェアレベルでの解決策は、ブレによる画像劣化が生じないように撮像系を工夫するという点では、ブレプロセッシングによるブレ補正とみなせる。しかしながら、撮像系の微細振動を過検出してしまうといったハードウェアレベルでの解決策特有の問題や、露光時間が長い時に光学系だけではブレを防ぎきれないといった問題点がある。一方で、画像処理の分野では、ブレによって劣化した画像から劣化を含まない未知の画像を復元する研究が古くから行われている。ハードウェアレベルでの解決策と比較すると、一度結像した劣化画像からブレを含まない画像を復元することから、ポストプロセッシングによるブレ補正とみなせる。このポストプロセッシングによるブレ補正は Deconvolution と呼ばれ、不良設定問題であることが知られている。この不良設定問題を解くために、画像がどのように劣化したかを表す劣化過程を知る問題と未知の画像を復元する問題の2つの問題に分けて考えることが一般的である。Blind deconvolution は劣化画像のみから未知の劣化を含まない画像を復元することを目的とし、Non-blind deconvolution では、画像の劣化過程を既知であるものとして問題を扱っている。Deconvolution を実現するためには、不良設定問題を解く必要があり、何らかの制約や仮定を加えることで問題が解ける。画像の劣化過程を近似するアプローチ³⁾⁻⁵⁾ や画像そのものをモデル化するアプローチ⁶⁾⁻⁸⁾ がある。近年、光学系に工夫を加えることで Deconvolution を良設定問題に置き換える Computational photography に関する研究が注目されている⁹⁾。

本稿では、劣化画像1枚を入力とし、未知の原画像を復元する Blind deconvolution を目

^{†1} 慶應義塾大学大学院理工学研究科

Graduate School of Science and Technology, Keio University

的とし、一方向に等速で非線形に動くカメラモーションによって劣化した画像を対象とする。この問題を解くために、2次元ブレによって劣化した画像のケプストラムから、画像の劣化過程を表す Point Spread Function (PSF) を推定する手法を提案する。2章では、PSF 推定問題に関する関連研究を概観する。次に、1次元ブレによって劣化した画像のケプストラムが持つ性質に基づき 1次元 PSF を推定するためのケプストラム解析について3章で述べる。我々が対象とする2次元ブレが起きた時に、解くべき問題がどのように変化するのかを述べ、2次元ブレによって劣化した画像のケプストラムから PSF を推定する手法を提案する(4章)。5章では、シミュレーション実験及び実画像を用いた実験を行い、提案手法の検証を行う。最後に、本稿のまとめを6章で行う。

2. 関連研究

劣化画像 g は未知の原画像 (オリジナルなシーン) f とカメラの動き h を用いて、次式のように表すことができる。

$$g = f * h + n \quad (1)$$

n はノイズを、 h は PSF を表す。

画像復元とは、劣化画像 g から未知の原画像 f を推定することを意味する。劣化画像のみから原画像を推定する問題を Blind deconvolution、一方で、PSF が既知であるとして劣化画像と PSF から原画像を推定する問題を Non-blind deconvolution と呼ぶ。一般的に、画像と PSF では画像サイズの方が相対的に大きい (画像は数千ピクセルに対して PSF は最大でも数百ピクセル)。そのため、Blind deconvolution の問題を解く時、劣化画像から PSF を推定し、その後、劣化画像と推定した PSF から未知の原画像を推定する段階処理を行う方が、劣化画像から原画像を直接求めるよりも最適解が得やすいことが報告されている¹⁰⁾。

本章では Blind deconvolution の問題のうち、本稿で取り上げる PSF 推定問題に関する従来研究を概観する。前述したように、この問題は不良設定問題であるため、解を得るためには何らかの制約や仮定をおく必要がある。最も直感的な制約は、PSF が幾つかのパラメータでモデル化できるものであると近似モデルを使うことが考えられる (2.1 章)。PSF が複雑であるために近似モデルを使えない時には、画像そのものを何らかの形でモデル化することが考えられる (2.2 章)。

2.1 スペクトル、ケプストラムに基づく手法

PSF 推定に焦点を当て直感的な方法を考えると、PSF を何らかのパラメータを用いてモデル化し、そのパラメータを求めるという方法が考えられる。1次元ブレの PSF を2つの

パラメータ (ブレ方向、ブレ幅) でモデル化する時、PSF のスペクトルやケプストラム上に特徴が現れる。Convolution 定理より、式1に示す Convolution の関係は周波数領域では掛け算、ケプレンシー領域では足し算となる。どちらの領域においても PSF の特徴は保存されるため、その特徴を利用した PSF 推定法は数十年前から提案されている (スペクトル上における1次元 PSF 推定³⁾、ケプストラム上での PSF 推定⁴⁾)。また、自然画像のスペクトルに関する近似モデルを使い1次元ブレの PSF を推定する手法も提案されている⁵⁾。スペクトルやケプストラムを用いた手法は、アルゴリズムが簡易であるため処理は速いが、カメラブレが PSF のモデルと異なる時には適用することができない。

2.2 確率論に基づく手法

PSF への制約を減らす、すなわち PSF に対してモデルを仮定せずに問題を解くための方法としては、画像 (原画像や劣化画像) を何らかのパラメータを用いてモデル化するという方法が考えられる。近年、自然画像の勾配画像は heavy tailed distribution を持つという性質が画像処理や Computer Vision の問題を解く上で非常に有用であるという報告が数多くされている⁶⁾。メガピクセルを越える自然画像を、heavy tailed distribution を近似する少数のパラメータで表現することで、劣化前の原画像とカメラブレによって劣化した画像を表すパラメータ間の関係を表す PSF の最尤解を現実的な時間で求めることができる⁷⁾。PSF に関する制約が非常に少ないため、複雑な PSF や劣化画像がノイズによって劣化している場合においても解を求めることが期待できる。しかしながら、原画像を表すパラメータが、対象とする劣化画像が持つ未知の原画像と異なる時、期待した結果は得られないため、細かなパラメータ調整が必要となる。画像の画質改善に関する研究において、この原画像を表すパラメータを計算するために、インターネット上に存在する画像から劣化画像に似ている画像を取得するという方法が提案されている⁸⁾。

3. ケプストラム解析

本章では、劣化画像とケプストラムの関係について述べ、1次元ブレによる劣化画像のケプストラムから PSF を推定するためのケプストラム解析について述べる。

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、以下のように表される。

$$\mathcal{C}(\text{image}) = \mathcal{F}^{-1}(\log |\mathcal{F}(\text{image})|), \quad (2)$$

ここで、 \mathcal{C} と \mathcal{F} はそれぞれケプストラム変換とフーリエ変換を表す。式2が示すように、ケプストラムは対数振幅スペクトルの逆フーリエ変換であるため、ある画像が強く持つ周波数

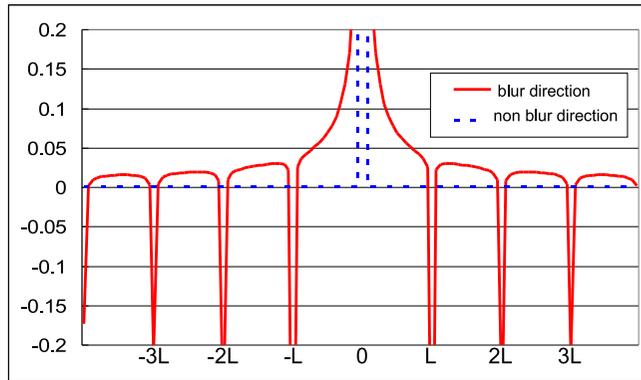


図 1 PSF のケプストラム C_h :ブレ方向成分 (赤実線), 非ブレ方向成分 (青破線)

成分を強調した画像とみなすことができる. 一般的に, 自然画像は低周波成分から高周波成分に向けて徐々に小さな値を持つような分布を示す傾向にある. このようなスペクトルを逆フーリエ変換 (フーリエ変換) して得られるケプストラムは, スペクトルと同様に直流成分にピークを持ち, 低ケブレンシーから高ケブレンシーに向けて徐々に小さな値を持つような分布を示す.

この性質は PSF のような単純な信号成分で構成される画像についても言える. 図 1 に, 1 次元等速運動を表す PSF のケプストラムのブレ方向の成分 (赤実線) 及び, 非ブレ方向の成分 (青破線) を示す. 自然画像のケプストラムと同様に, PSF のような単純な信号成分で構成される画像についても, 高ケブレンシーになるほど徐々に値が小さくなっていく性質があることがわかる. また, ブレ方向の成分 (赤実線) と非ブレ方向の成分 (青破線) を比較することで, 1 次元 PSF のケプストラムはブレの方向に大きな値を示すことがわかる.

カメラがある方向へ等速運動する時, PSF はブレ幅 L とブレ方向 θ の 2 つのパラメータでモデル化できる. 1 次元ブレを表す PSF のスペクトルは, 周期的な 0 値を持つ sinc 関数になる. 周波数領域上の周期的な 0 値はケプストラム領域上で周期的な負の極小値として現れるという性質がある⁴⁾. 図 1 より, PSF のケプストラム C_h がブレの方向に沿って周期的な負の極小値を持ち, この極小値の間隔はブレ幅 L となっていることが確認できる. これより, PSF のケプストラムのブレ方向の成分は, 周期的に負の値を持つ双曲線を描いていると言える. 空間領域で値が一定である PSF が, ケプストラム上ではブレの方向にブレ幅毎に負の値を持つ双曲線となって現れる. PSF に等速性を仮定した時, PSF は形状のみ

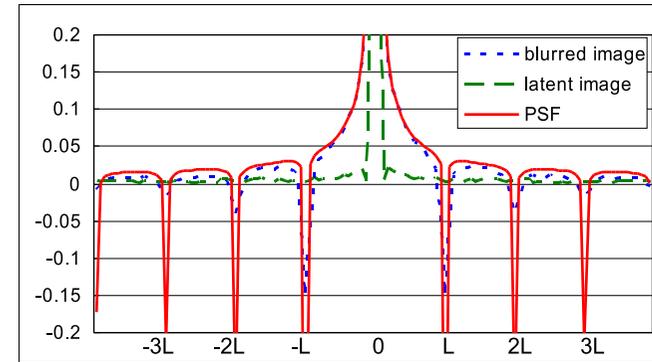


図 2 劣化画像のケプストラム C_g (青点線), 原画像のケプストラム C_f (緑破線), PSF のケプストラム C_h (赤実線)

が意味を持つため, 1 次元 PSF のケプストラム上では, ブレの方向に周期的に PSF の概形が現れているとみなすことができる.

劣化画像 g のケプストラム C_g は, ノイズの影響を無視すると,

$$\begin{aligned} C_g &= \mathcal{C}(g) = \mathcal{F}^{-1}(\log |\mathcal{F}(f * h + n)|) \\ &\approx \mathcal{F}^{-1}(\log |\mathcal{F}(f * h)|) \\ &= \mathcal{F}^{-1}(\log |FH|) \\ &= \mathcal{F}^{-1}(\log |F|) + \mathcal{F}^{-1}(\log |H|) \\ &= C_f + C_h. \end{aligned} \quad (3)$$

となり, PSF のケプストラム C_h と原画像のケプストラム C_f の和で表すことができる. ここで, F, H はそれぞれ, f と h のスペクトルを表す. 図 2 に, 1 次元ブレによって劣化した画像のケプストラムのブレ方向に沿った成分をプロットする. 一般的に, 原画像は PSF に比べサイズが大きく, より多くの信号成分を持つ. そのため, 図 2 から確認できるように, PSF のケプストラム C_h はピーク近辺に集中し, 一方で原画像のケプストラム C_f は広く分散する傾向を示す. よって, ケプストラムのピーク近辺では, PSF のケプストラムは原画像のケプストラムより大きな値を示すことになる. よって, 劣化画像のケプストラムは, PSF の概形にノイズ (原画像のケプストラム) が加わったものとみなせる.

以上より, 1 次元ブレによって劣化した画像のケプストラムは以下の性質があると言える.

- (1) 劣化画像のケプストラムは, ブレの方向に強い成分を持つ.
- (2) ピークと極小値間に PSF の概形が現れる.

Kang らは、PSF のケプストラムの極小値に関する性質のみを利用し、ピークから最も近い負の極小値を検出し、ピークと検出した負の極小値の位置関係から 1 次元ブレの PSF を推定している¹¹⁾。しかしながら、劣化画像のケプストラムは、原画像のケプストラムと PSF のケプストラムの和であるため、PSF のケプストラムに由来する極小値は原画像のケプストラムの影響により検出が困難になる。原画像のケプストラムが極小値近辺に大きな値を持つ時や原画像が何かしらの特徴を持った信号成分を持つ時、この極小値が現れる性質を直接使うことは出来ない。このように極小値が埋没してしまう問題については、1 次元ブレによって劣化した画像のケプストラムの性質のうち、ブレの方向に関する性質を利用することで解決できる。Oliveira らは、極小値の探索範囲を限定するために、ブレの方向に関する性質を利用した¹²⁾。まず初めに Radon 変換を用いてブレ方向 θ を推定し、推定した方向 θ に沿って極小値を探索することで、ブレ幅 L を推定している。一方で Ji らは、劣化画像のケプストラムに含まれる PSF のケプストラムを強調させることでこの問題を解決している¹³⁾。Ji らが述べるように、ケプストラム変換を施す前に画像の勾配を取ることで、PSF のケプストラムが高ケプレンシー成分についても強い値を示すようになる。まず初めに、勾配画像のケプストラムを用いることで埋没しやすい極小値の問題を解決している。次に、Fourier-Radon 変換によって、 θ と L のパラメータを複数セット推定する。推定したパラメータセットから PSF 候補を作成し、PSF 毎に補正した画像を評価することで PSF 推定を行う、また Ji らは、等速運動でないブレの動きのモデル化も行っている。

以上のように、1 次元 PSF による劣化画像の PSF を推定するためには

- 劣化画像のケプストラムから極小値を探索する。
- ピークと極小値間を積分した時、積分値を最大とするパスを探索する。

という処理で解決されている。

4. 提案手法

本稿では手ブレによって画像全体が一様に劣化する 2 次元ブレによる劣化画像の Blind deconvolution を目的とする。3 章で述べたように、1 次元ブレによって劣化した画像のケプストラムはブレの方向に強い成分を持ち、ピークと極小値間に PSF の概形が現れるという性質を持つ。我々は、この性質が 2 次元ブレによって劣化した画像に対しても同様に成り立つと仮定し、2 次元ブレによって劣化した画像のケプストラムから PSF を推定する手法を提案する。この仮定に基づくと、1 枚の劣化画像のケプストラムから極小値を探し、ピークと極小値をつなぐ経路を積分した時に、その値が最大となる経路を見つければ、それが

PSF となる。しかしながら、1 次元ブレの場合と同様に、劣化画像のケプストラム上では極小値は埋没してしまうといった問題や、2 次元 PSF のケプストラムは複数の極小値を持つ傾向があることが経験的に分かった。

そこで、まず始めに、劣化画像のケプストラムから極小値を探しやすくするための前処理を行い、得られたケプストラムから複数の極小値を検出する (4.1 章)。次に、検出した極小値毎に PSF 推定を行い、それらを候補 PSF とする (4.2 章)。これらの候補 PSF の中から最尤 PSF を選択し (4.3 章)、選択した最尤 PSF を用いて復元画像を得る (4.4 章)。

4.1 前処理

3 章で述べたように、劣化画像のケプストラムを用いて PSF を推定するためには、極小値を探す必要がある。しかしながら、劣化画像のケプストラム上では極小値は埋没してしまうため、何らかの方法で検出しやすくする必要がある。そこで我々は、

- 劣化画像の勾配をとり、
- 小領域に分割した画像から得たケプストラムの平均をとる

ことで、この問題を解決する。

Ji らが述べるように、1 次元ブレによって劣化した画像に対して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¹³⁾。我々は 2 次元ブレを対象としているため、全方向微分フィルタを用いる。

次に、PSF と原画像の空間的な特徴を利用して、原画像のケプストラム成分を弱めることでこの問題を解決する。我々は画像全体が一様に劣化しているシーンを対象としており、これは、画像のどの場所を見ても PSF は一様なものであることを意味する。一方で、原画像は画像全体で非一様なものである。この性質を利用し、極小値を検出しやすくするために劣化画像のケプストラムから原画像の寄与を減らす処理を施す¹⁴⁾。

まず始めに、劣化画像 g の勾配画像を K 個の小画像 $g_k (k = 1, \dots, K)$ へと分割し、小画像毎にケプストラム変換を行う。空間的一様性から、小画像 g_k のケプストラム C_{g_k} のうち、PSF 成分 C_{h_k} は一様であるのに対して、原画像成分 C_{f_k} は一様ではない。したがって、小画像のケプストラムの平均を取ることで、 C_h は保存したまま C_f の影響を小さくすることができると言える。

$$\bar{C}_g = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (C_{f_k} + C_{h_k}) = (\bar{C}_f + \bar{C}_h) \approx C_h. \quad (4)$$

このようにして得られた平均ケプストラム \bar{C}_g から、 N 個の極小値 $l_i (i = 1, \dots, N)$ を検出する。

4.2 PSF 候補推定

勾配画像の平均ケプストラム \bar{C}_g と、平均ケプストラムにおける N 個の極小値 l_i が得られている。ここでは、極小値毎に PSF を探索することで、複数の PSF 候補を求める。前述したように、劣化画像のケプストラムはブレ方向に強い成分を持ち、ピークと極小値間に PSF の概形が現れるという性質を持っている。よって、PSF 推定問題を、ケプストラム上での経路探索問題とみなし、Dynamic Programming(DP) を用いて極小値毎に PSF 候補を推定する。

平均ケプストラムにおけるピークの位置を $\bar{C}_g(0, 0)$ 、極小値の位置を $\bar{C}_g(P, Q)$ 、ピークと極小値間の注目画素を $\bar{C}_g(p, q)$ とすると、ピークから注目画素までの距離 $\text{dist}(p, q)$ は、以下の式で表される。

$$\text{dist}(p, q) = \max(\text{dist}(p + \Delta p, q + \Delta q) + \text{cost}(p, q, \Delta p, \Delta q) \cdot \bar{C}_g(p, q)), \quad (5)$$

ここで、 $(\Delta p, \Delta q) \in (0, 1), (1, 1), (1, 0)$ を表す。DP を用いて経路探索問題を解くためには、適切なコスト関数を定義する必要がある。ここでの経路はカメラの動きを表す PSF を表すため、コスト関数はカメラの動きをモデル化しなければならない。そこで、コスト関数はピーク、極小値、注目画素がなす角度を用いて以下のように定義する。

$$\text{cost}(p, q, \Delta p, \Delta q) = \frac{(P, Q) \cdot (P - p, Q - q)}{\|(P, Q)\| \|(P - p, Q - q)\|} \quad (6)$$

このように DP を用いてピークと極小値間を積分し、積分値が最大となる経路を推定 PSF とする。この DP による PSF 推定は極小値毎に行うため、結果として N 個の候補 PSF $h_i (i = 1, \dots, N)$ を得ることになる。

4.3 最尤 PSF 推定

今、ケプストラムから推定された複数の候補 PSF が得られている。原画像 f を復元するためには、この形状・大きさが異なる候補 PSF を評価し、最尤 PSF を選択する必要がある。しかし、候補 PSF そのものを直接評価することは難しい。そこで、我々は候補 PSF 毎に得られる復元画像を評価することで、最尤の PSF を選択する。

復元処理に用いる PSF が正解 PSF と異なるほど、または PSF の大きさが大きいほど、復元画像に疑似輪郭が生じる。この性質を考慮に入れ、以下に示す評価値をもって候補 PSF を評価する。

$$\hat{h} = \arg \min_{h_i} \left| \left| g - \hat{f}_i \otimes h_i \right| + \lambda \text{size}(h_i) \right|, \quad (7)$$

ここで、 \hat{f}_i は候補 PSF h_i を用いて復元した画像を、 λ は候補 PSF の大きさから求められる係数を表す。第 1 項は復元画像上に生じる疑似輪郭を、第 2 項は PSF の大きさを考慮に入れたものを表す。まず、復元画像 \hat{f}_i と候補 PSF h_i を用いて疑似的に劣化画像を作成し、それを劣化画像と比較する。ここで用いる候補 PSF h_i が正しい時、第 1 項の値は理論的には 0 となる。しかしながら、PSF がデルタ関数の時、第 1 項は同様に 0 になる。また、仮に正しい PSF を復元に用いたとしても、PSF のサイズが大きくなるにつれて疑似輪郭は生じてしまう。結果として、疑似輪郭だけを評価に用いると、デルタ関数が好まれる傾向になると言える。そこで我々は、このような影響を受けないために、PSF のサイズを正規化項として加える。 λ は、PSF の大きさに反比例した値をとり、第 2 項は PSF がデルタ関数の時最大となる。

ケプストラムはピーク中心に点対称である。すなわち、4.2 章で推定した PSF を 180 度回転させたものも候補 PSF となり、計 $2N$ 個の候補 PSF が存在することになる。我々は、これら全ての候補 PSF に対して評価値を計算せず、段階的に最尤 PSF を推定していく。まず、形状の曖昧性を解くために、 N 個の候補 PSF の形状を評価するために、Wiener filter¹⁵⁾ を用いる。Wiener filter は周波数領域での復元処理であるため、候補 PSF の形状のみを評価できる。また、Wiener filter は処理が単純であるため、PSF の違いによる疑似輪郭が生じやすく、提案した評価に適していると言える。Wiener filter で復元された N 枚の画像 $\hat{f}_{\text{wiener}, i}$ を式 7 で評価することで、形状に関する曖昧性を解いた PSF h_{shape} が得られる。次に、対称性に関する曖昧性を解くため、Wiener filter を用いて求めた PSF h_{shape} と、その対称 PSF \hat{h}_{shape} を、空間領域での復元処理である Richardson-Lucy アルゴリズム^{16), 17)} を用いて評価し、最尤 PSF \hat{h} を得る。このように、形状と対称性に関する曖昧性を段階的に解くことで、 $2N$ 個の PSF 候補に対して、 $N + 1$ 回の計算で最尤 PSF を推定する。

4.4 劣化画像復元

前章までの処理で、最尤 PSF が得られている。この最尤 PSF を用いて、Levin らの手法¹⁸⁾ を改良した手法で復元処理を行う。Levin らの手法は、焦点ボケのような対称的な形状の PSF を対象としている。我々はこの手法を対称的な形状をしていない 2 次元ブレに対応するように改良した。改良した手法を用いて復元処理を行い、最終的な復元画像とする。

5. 実験と結果

提案手法の有効性を示すために、2 次元 PSF を用いて合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。本実験では、劣化画像の分割数を $K = 2 \times 2$ 分割とし、 $N = 30$ 個の極小値を検出する。本実験の実験環境は以下の通りである。

- 画像サイズ: 481 × 321, 512 × 512(シミュレーション実験), 640 × 480(実画像実験)
- CPU: Intel Core i7 3.07 GHz
- メモリ: 3 GB

5.1 シミュレーション実験

本実験では、2次元のPSFを用いて合成した劣化画像に対して提案手法を適用し、提案手法による画像復元の効果を示す。実験には、原画像としてberkeley datasetを96枚、SIDBA標準画像を20枚用いた。一方向に等速で非線形に動くカメラモーションを表すPSFを4種類用意し、原画像とPSFを用いて合成した計464枚の劣化画像に対して提案手法による復元を行った。

各原画像-PSFのペアに対して、劣化画像、復元画像とのPeak Signal-to Noise Ratio(PSNR)を計算した結果を図3に示す。このグラフは、横軸は原画像と劣化画像のPSNR、縦軸は原画像と復元画像のPSNRを表しており、境界線より左上に点がプロットされていれば、復元画像の方が劣化画像より良い結果であるとみなせる。464枚のうち、451枚の結果は復元画像の方が劣化画像よりも大きな値となった。この結果から、復元画像は劣化画像よりも原画像に近いということが言える。1回の復元処理に対して、5分から7分程度の処理時間がかかった。図4に実験結果の例を示す。原画像(図4(a))と図4(b)の青枠に示すPSFを用いて合成した劣化画像が図4(b)になる。提案手法によって推定したPSFと復元

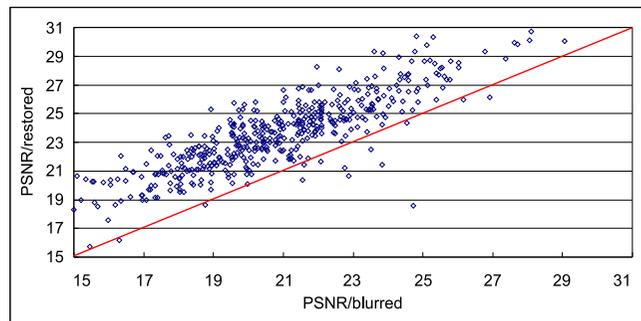


図3 PSNRの比較。



(a) 原画像

(b) 劣化画像と正解PSF

(c) 復元画像と推定PSF

図4 シミュレーション実験結果

画像を、図4(c)に示す。推定PSF(図4(c)の赤枠)を見ると、正解PSFと厳密には同じものではないが、大まかな形状を推定することができていると言える。復元画像を見ると、劣化画像中では不鮮明だった輪郭や文字が鮮明になっていることが確認できる。ブレによる劣化が多少残っているが、不自然な疑似輪郭は生じておらず、正しく復元できていると言える。

5.2 実画像実験

図5に、実画像の実験結果の例を示す。推定PSFを用いて復元した結果を見てみると、劣化画像中では不鮮明であった輪郭が、復元画像中では鮮明になっていることが確認できる。実画像では正解PSFが存在しないため、推定PSF自体を評価することはできないが、多少の疑似輪郭が生じているものの、ブレによる劣化の効果を軽減できていることから、PSFが推定できたとと言える。

6. 結論

本論文では、2次元ブレによって劣化した画像から未知の原画像を復元するBlind deconvolutionを目的とし、1枚の劣化画像から2次元PSFを推定する手法を提案した。1次元ブレによる劣化画像のPSF推定に用いられていたケプストラムに着目し、劣化画像のケプストラムが持つ性質を導いた。この性質を利用して2次元PSFを推定するためには、劣化画像のケプストラム上では極小値が埋没してしまうという1次元ブレの場合と同様の問題に加え、PSFのケプストラムは複数の極小値を持つという2次元ブレ固有の問題を解決する必要があった。そこで我々は、劣化画像の勾配をとり、小領域に分割した勾配画像のケプストラムの平均を取ることで、極小値が埋没する問題を解決し、複数存在する極小値に関

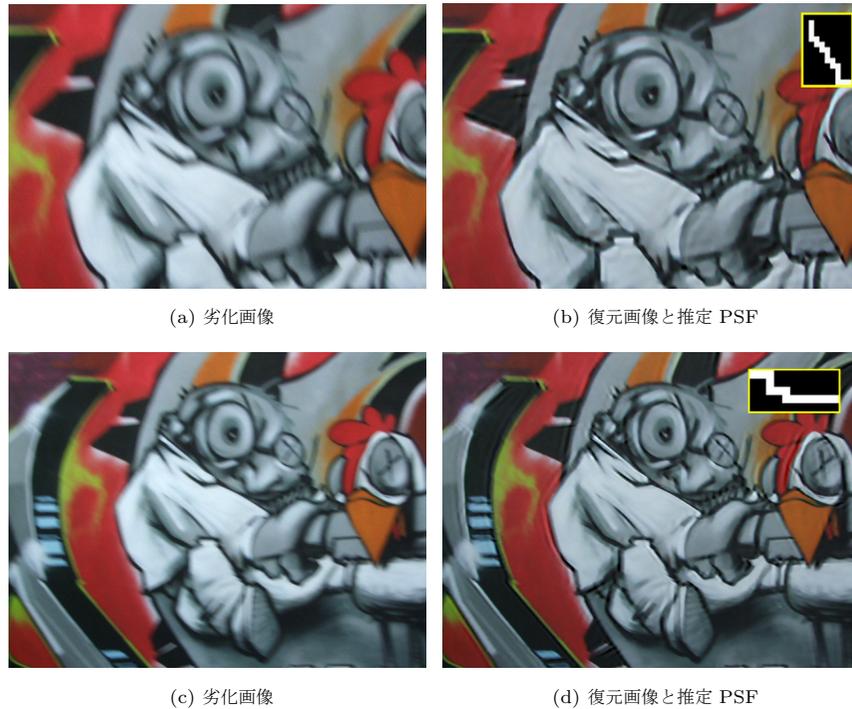


図5 実画像実験結果: 劣化画像(左図), 復元画像(右図), 推定 PSF(右図内黄枠)

しては, 複数の極小値を候補として検出することで解決した. ピークと極小値間に存在する PSF を推定する問題をピークと極小値間の経路探索問題とみなし, 2次元ブレスなわち2次元上を動くカメラの動きを考慮に入れた Dynamic Programming による PSF 推定法を提案した. この PSF 推定を極小値毎に行うことで, 複数の候補 PSF を得る. 候補 PSF そのものではなく, 候補 PSF を用いて復元した画像を評価することで, 最尤 PSF を選択し, 最尤 PSF を用いて復元処理を施すことで, 最終的な復元画像が得られる.

本論文では, 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では, 合成した劣化画像に対して提案手法を適用し, PSNR による評価をした. その結果, 7割以上のケースで復元の効果が得られることを確認した. 実画像実験では, 実際に撮影した劣化画像に対して提案手法を適用し, ブレ補正の効果を示した.

参考文献

- 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) D. B. Gennery: “Determination of optical transfer function by inspection of frequency-domain plot”, *Journal of the Optical Society of America*, **63**, 12, pp. 1571–1577 (1973).
- 4) R.Rom: “On the cepstrum of two-dimensional functions”, *IEEE Transactions on Information Theory*, **21**, 2, pp. 214–217 (1975).
- 5) S.Hongwei, M.DESVIGNES and Y.Yunhui: “Motion blur adaptive identification from natural image model”, *IEEE International Conference on Image Processing (ICIP)* (2009).
- 6) J.Miskin and D.J.C. MacKay: “Ensemble learning for blind image separation and deconvolution”, *Advances in Independent Component Analysis*, Springer-Verlag (2000).
- 7) R.Fergus, B.Singh, A.Hertzmann, S.T. Roweis and W.T. Freeman: “Removing camera shake from a single photograph”, *ACM Transactions on Graphics*, **25**, 3, pp. 787–794 (2006).
- 8) K.Dale, M.K. Johnson, K.Sunkavalli, W.Matusik and H.Pfister: “Image restoration using online photo collections”, *IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV)* (2009).
- 9) R.Raskar, A.Agrawal and J.Tumblin: “Coded exposure photography: motion deblurring using fluttered shutter”, *ACM Transactions on Graphics*, **25**, 3, pp. 795–804 (2006).
- 10) A.Levin, Y.Weiss, F.Durand and W.T. Freeman: “Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms”, *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (2009).
- 11) X.Kang, Q.Peng, G.Thomas and C.Yu: “Blind image restoration using the cepstrum method”, *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, pp. 1952–1955 (2006).
- 12) J.P. Oliveira, M.A. Figueiredo and J.M. Bioucas-Dias: “Blind estimation of motion blur parameters for image deconvolution”, *3rd Iberian conference on Pattern Recognition and Image Analysis, Part II (IbPRIA)* (2007).
- 13) H.Ji and C.Liu: “Motion blur identification from image gradients”, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* (2008).
- 14) T.E. Bishop, S.D. Babacan, B.Amizic, A.K. Katsaggelos, T.Chan and R.Molina:

- “Blind Image Deconvolution: Problem Formulation and Existing Approaches”, chapter1, pp. 1–42, CRC press (2007).
- 15) W.Norbert: “Extrapolation, interpolation, and smoothing of stationary time series” (1949).
 - 16) W.H. Richardson: “Bayesian-based iterative method of image restoration”, J. Opt. Soc. Am., **62**, 1, pp. 55–59 (1972).
 - 17) L.B. Lucy: “An iterative technique for the rectification of observed distributions”, Astronomical Journal, **79**, pp. 745–754 (1974).
 - 18) A.Levin, R.Fergus, F.Durand and W.T. Freeman: “Image and depth from a conventional camera with a coded aperture”, ACM Transactions on Graphics, **26**, pp. 1–10 (2007).