

劣化画像のケプストラムを利用した手ブレ補正

小山田 雄仁[†] 齋藤 英雄[†] 太田垣 康二[‡] 江口 満男[‡]

[†] {charmie,saito}@ozawa.ics.keio.ac.jp, [‡] {ootagaki-k,m-eguchi}@lightron.co.jp

[†] 慶應義塾大学大学院 理工学研究科 [‡] ライトロン

カメラで撮影された画像は、様々な要因によって劣化する事がある。劣化を含まない未知の原画像を復元する事は、未だに解決が困難な問題として研究が盛んに行われている。特に、劣化画像のみから原画像を復元する事を、Blind Image Deconvolution という。Blind Image Deconvolution の問題は、画像の劣化過程を表す PSF(Point Spread Function) を如何にして推定するかが、非常に重要な問題となり、様々な手法が提案されている。本稿では、劣化画像のケプストラム(対数スペクトルの逆フーリエ変換)は PSF の概形を表すという性質に着目する。従来では焦点ボケや一次元のブレにより劣化した画像上の PSF 推定のみを用いられていたケプストラムを二次元のブレ推定に用いる。実験により、ケプストラムを用いて推定した PSF を用いて劣化画像を補正する事で、ケプストラムを用いた二次元ブレの PSF 推定が可能である事を示す。

Motion Blurred Image Restoration using Cepstrum

Yuji Oyamada[†], Hideo Saito[†], Koji Ootagaki[‡], Mitsuo Eguchi[‡]

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

1 はじめに

近年、デジタルカメラや Web カメラ、カメラ付携帯電話の普及により、カメラでの撮影は一般的になったと言える。カメラで撮影された画像は、レンズ系に起因する焦点ボケ、カメラや被写体の動きによるブレによって劣化する事がある。焦点ボケに関してはレンズの交換によって焦点を調整する事で、ある程度は防ぐ事が出来るが、一方でブレによる画像劣化の解消は一筋縄ではいかない。ブレによる画像劣化は露光時間中にカメラと被写体の相対的な位置関係が変化することによって生じる。もちろんシャッタースピードを速くする事でブレの軽減は実現可能だが、光量を十分に確保出来ない環境(夜中や屋内)で撮影を行うと、自然とシャッタースピードは遅くなってしまふ。そのため、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は広く研究されている。

劣化画像と劣化を含まない原画像との関係は、画像の劣化過程を表す PSF を用いてモデル化する事が出来る。画像復元の手法は、この PSF を既知のものとし

て扱う Non-blind deconvolution, PSF が未知である Blind deconvolution の二つに大別される。Non-blind deconvolution の研究では PSF は既知のものとして扱われるため、劣化した画像と PSF の関係を如何に画像復元へ利用するかが重要となる。最もシンプルかつ一般的な手法として、Wiener filtering や Richardson-Lucy deconvolution[1, 2] が挙げられる。近年、これらの手法を用いる事によって復元画像中に生じてしまう疑似輪郭を抑制する画像復元手法の研究が目目されている [3, 4]。

一方、劣化画像のみからの画像復元を目的とした Blind deconvolution の研究は、不良設定問題として様々な手法が提案されている。時系列に撮影した画像 [5] や、異なるブレによって劣化した 2 枚の画像 [6] を用いる等、複数の劣化画像間の関係を拘束条件として PSF を推定しブレを補正する手法が提案されている [7, 8]。Yuan らは、異なる開口時間で同一シーンを撮影し、ブレによって劣化した画像とノイズの付いた画像を組み合わせたブレ補正法を提案した [9]。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 を用いたブレ補正法を提案した [10]. 低解像度ビデオカメラで撮影した画像列はブレによる劣化が比較的小さいので、連続フレーム間の PSF を離散的に求め、それを統合する。その後、統合した PSF を高解像度カメラで撮影した画像のブレ補正に用いる事で、高解像度の補正画像を求める。Li らは 2 台の高速カメラと 1 台の高解像度カメラを組み合わせた Hybrid camera を使い、劣化画像の補正と距離画像の生成を同時に行う手法を提案した [11]. 2 台の高速カメラで撮影した画像を領域分割し、Ben-Ezra らと同様の方法で領域毎に PSF 推定を行う。推定した PSF を高解像度カメラ上での PSF へと変換し、領域毎に高解像度カメラで撮影した画像を補正する事で、高解像度な補正画像を得ている。

一般的なカメラは開口時間中は常にシャッターを開けているが、このようなカメラで撮影した画像のスペクトルは、高周波成分が失われやすく、スペクトル中で 0 に極めて近い値を持つ周波数成分がある。また、画像のスペクトルの分散が激しい等と、劣化画像の復元が困難な周波数特性を持っている。Raskar らは、劣化画像のスペクトルの損失を防ぐため、開口時間をコード化したカメラを用いた劣化画像の補正法を提案した [12]. PSF 推定に関しては一次元のブレのみを対象としているが、開口時間をコード化する事でブレによる劣化を線形問題とみなせるため、画像復元を良設定問題とする事が出来る。

近年、自然画像の勾配画像は Gaussian の混合モデルで表す事が出来る性質を利用して、確率論に基づいたブレ補正法が注目されている。Levin は、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を比較する事で、一次元のブレを推定し、一次元方向に動いている物体のブレを補正する手法を提案した [13]. Fergus らは、変分法を用いる事で画像の勾配ヒストグラムから複雑な PSF を推定する手法を提案した [14]. Shan らは、PSF 推定と劣化画像の補正の両方に対して確率論に基づいた繰り返し計算をする事で、同時に効率的な最適化を行った [3].

ブレによって劣化していない画像の透明度マップは二値で構成されるという仮定から、動いている物体の透明度を利用する事で回転による shift-variant なブレを推定・補正する手法も提案されている [15, 16].

また、焦点ボケや一次元方向のブレの PSF によって劣化した画像はケプストラム (対数パワースペクトル

の逆フーリエ変換) 上では非常に大きな負の値を持つ事が分かっている。この性質を利用し、ケプストラム上に表れる負の極小値から、焦点ボケ・一次元のブレの PSF を推定する手法が提案されている [17, 18, 19].

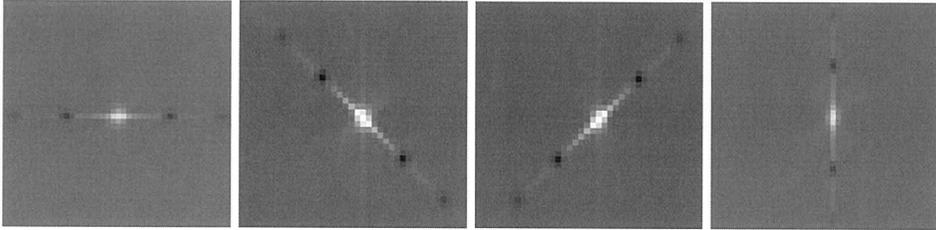
このように Blind deconvolution の手法は多様であるが、本稿では特殊なハードウェアや装置を用いずに撮影された 1 枚の劣化画像の Blind deconvolution を目的とする。劣化画像のみから正確な PSF を推定する事が出来れば、Blind deconvolution の問題を Blind での PSF 推定と劣化画像と PSF の二つを用いた Non-blind での画像補正の問題とみなす事が出来る。提案手法は、Blind deconvolution の問題を Blind での PSF 推定と Non-blind での画像復元の二つの処理に分割する。一般的なカメラで撮影された劣化画像を対象に考えた時、複数枚の画像を用いる手法 [5, 6, 7, 8, 9] や特殊なハードウェアを用いた手法 [10, 11, 12] を適用する事は出来ない。また、対象とするブレを一次元方向の直線ブレ [13, 17, 18, 19] や動物体の回転によるブレ [15, 16] に限定する事も考えられるが、西らが言及した複雑な二次元のブレ [20] によって劣化した画像に対して適用出来ない。Fergus らが提案したように、確率論に基づいた劣化画像補正 [14, 3] も考えられるが、多少のユーザ入力が必要であったり、PSF 推定や画像復元の処理時に繰り返し計算を行うため、どうしても計算時間がかかってしまうといった問題点がある。本稿では、Shift-invariant な二次元のブレによる画像劣化を対象とし、従来では一次元ブレの PSF 推定に利用されていたケプストラム上での PSF 推定を二次元ブレの PSF 推定に対して適用する。画像復元には、ケプストラムを用いて推定した PSF を Richardson-Lucy アルゴリズムの入力とする事で、二次元ブレによって劣化した画像を補正する。以下、2 章でケプストラムと PSF の関係について言及し、ケプストラム上で如何にして二次元ブレの PSF 推定を行うか述べる。提案手法を用いて二次元ブレによって劣化した画像の補正が可能である事を 3 章で示す。

2 画像補正とケプストラム

ある画像 $f(x, y)$ が劣化した画像 $g(x, y)$ は、画像が劣化する過程を表す PSF (Point Spread Function) $h(x, y)$ との Convolution (重畳積分) として、 $g(x, y) =$



(a) 劣化画像



(b) ケプストラム

図 1: PSF の違いによるケプストラムの違い: (上段) 左から順に水平, 左上, 右上, 垂直方向の一次元のブレによって劣化した画像; (下段) 各劣化画像のケプストラム

$f(x, y) \otimes h(x, y)$ とモデル化出来る. 劣化画像から劣化が生じていない原画像を復元する事は, Convolution の逆演算を行う事すなわち Deconvolution であるが, 重畳積分の逆演算を代数的に解く事は不可能である. そこで, 空間領域での重畳積分は周波数領域での掛け算に相当する性質を利用し, 画像をフーリエ変換して周波数領域で処理する事が一般的である.

$$G(u, v) = F(u, v)H(u, v) \quad (1)$$

G, F, H はそれぞれ g, f, h のフーリエ変換を表す. 最も直観的な Deconvolution の方法としては, 劣化画像のスペクトル $G(u, v)$ を PSF のスペクトル $H(u, v)$ で割り算する事だが, $H(u, v)$ が 0 に近い値をとる時に, その結果が発散してしまったり, ノイズが増幅されてしまうという問題がある. 周波数領域での割り算によって生じる復元結果の発散やノイズの増幅を抑制するために, Wiener filtering が提案されたが, 復元した画像中に擬似輪郭が生じてしまう事がある. また, ベイズの定理に基づいて復元処理を繰り返し演算する事で補正を行う Richardson-Lucy アルゴリズム [1, 2] がある.

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る. 劣化画像 $g(x, y)$ のケプストラム $C_g(x, y)$ は $C_g(p, q) = \mathcal{F}^{-1}(\log(|G(u, v)|))$ となる. 前述したように, 画像をフーリエ変換する事で, 空間領域での重畳積分は周波数領域での掛け算になる. ケプストラムは周波数領域で対数をとるため, 空間領域での重畳積分はケプストラム領域での足し算となる.

$$\begin{aligned} C_g(p, q) &= \mathcal{F}^{-1}(\log(|\mathcal{F}(g(x, y))|)) \\ &= \mathcal{F}^{-1}(\log(|G(u, v)|)) \\ &= \mathcal{F}^{-1}(\log(|F(u, v)H(u, v)|)) \\ &= \mathcal{F}^{-1}(\log(|F(u, v)|)) + \mathcal{F}^{-1}(\log(|H(u, v)|)) \\ &= C_f(p, q) + C_h(p, q) \end{aligned} \quad (2)$$

C_f, C_h はそれぞれ f, h のケプストラムを表す. この性質を利用し, 焦点ボケと一方向のブレによって劣化した画像のケプストラムから PSF を推定する手法が提案されている [17, 19]. 一様な一方向のブレは一次元の rect 関数として,

$$h_{motion}(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{L} & -\frac{L}{2} < w < \frac{L}{2} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (3)$$

と表せる。ここで、 w はブレの方向、 L はブレ幅を意味する。この $h_{motion}(x, y)$ のフーリエ変換は

$$H_{motion}(u, v) = \frac{\sin(\pi Lw)}{(Lw)} \quad (4)$$

となり、sinc 関数となる。 $H_{motion}(u, v)$ は $w = \pm\frac{1}{L}, \pm\frac{2}{L}, \dots$ の時に 0 となるが、周波数領域で周期的に 0 値をとるパワースペクトルはケプストラム領域で大きな負の値を示す事が分かっている。図 1 に一次元のブレによって劣化した画像とそのケプストラムを示す。図 1(a) は SIDBA 標準画像の"lena"に対して一方方向のブレを Convolution した画像であり、そのケプストラムを計算し、ケプストラム内の最小値が 0、最大値が 255 をとるように画像化したものが図 1(b) である。ケプストラムのピークを中心に、ブレの方向に周期的に極小値が現れている事が確認出来る。また、図 1(b) を見ると、ケプストラムのピークから極小値の方向にブレの軌跡が確認出来る。以上より、PSF の劣化画像のケプストラムは画像そのもののケプストラムより、PSF のケプストラムの方がより強く表れると言える。

前述したように、劣化画像のケプストラムは原画像と PSF のケプストラムの和で表す事ができ、劣化画像のケプストラム上では、PSF のケプストラムが原画像のケプストラムより大きな値を持つ事が分かっている。本稿では、これらの性質から、劣化画像のケプストラムは PSF の概形を表していると仮定し、劣化画像のケプストラムから二次元のブレを表す PSF を推定する手法 (Blind PSF estimation) を提案する。次に、推定した PSF を用いて、Non-blind deconvolution の手法として一般的な Richardson-Lucy アルゴリズムを適用する事で劣化画像の復元を行う。

まず始めに、PSF の探索範囲を定める。前述したように、一次元のブレによる劣化画像のケプストラムは、ブレの方向に対して周期的に極小値をとる。二次元のブレによって劣化した画像のケプストラム上にも同様に周期的に極小値が表れる事から、ピークと極小値間に PSF の概形が強く表れていると仮定する。劣化画像のケプストラム $C_g(x, y)$ のピークを注目画素 $r_0(x, y)$ 、その近傍画素に探索窓 $window\{0\}$ を設定し、以下の手順で PSF のパスを探索する。

1. i 番目の注目画素 $r_i(x, y)$ 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 $r_{i+1}(x, y)$ とする

この探索を、ケプストラムのピークから極小値までを行い、注目画素 $r_i(x, y)$ をつなげたものを PSF の形状とする。しかし、ケプストラムの値をそのまま PSF の値として利用する事は出来ない。なぜなら、PSF のケプストラムは周波数領域での Log の影響を受けるため、ピークから徐々に減衰した値を持っている。そのため、ケプストラムの各注目画素 $r_i(x, y)$ の値に対して、ピーク $r_0(x, y)$ と注目画素 $r_i(x, y)$ との距離 $dist(r_i(x, y), r_0(x, y))$ を補正值として掛けたものを PSF とする。

3 実験と結果

図 2(a) に示す横方向のブレによって劣化した画像を用いて、提案手法を用いた PSF の推定及び劣化画像の復元を実験した。図 2(b) にケプストラムのピーク中心を拡大した画像を示す。ピークを中心に点対称な位置に極小値が黒く表れ、ピークから極小値に向かうにつるとパスのようなものが確認出来る。2 で述べた提案手法を用いて PSF を推定すると図 2(c) のようになる。この PSF を用いて Richardson-Lucy アルゴリズ

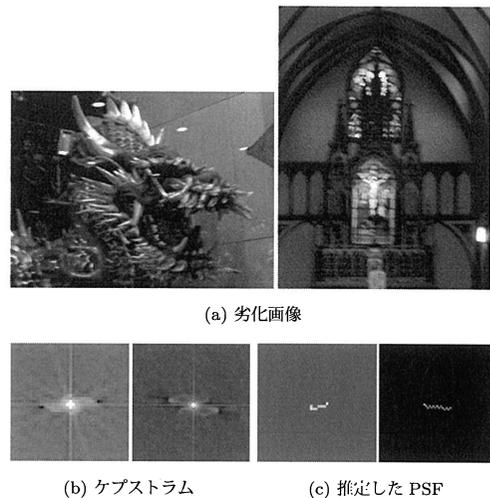
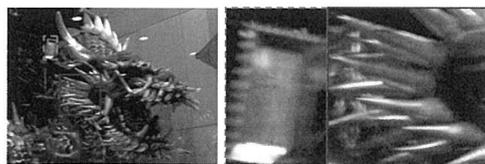


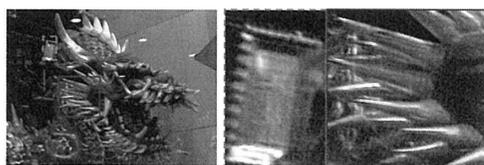
図 2: PSF 推定実験

ムで補正した画像を図 3、図 4 に示す。図 3(a) では看

板の凹凸や細いエッジなどの画像の細部が横方向のブレによって劣化しているが、図 3(b)を見ると劣化したエッジや画像の細部が復元されている事が分かる。同様に、図 4(a)もステンドグラスの柄や壁の一部で著しく劣化している事が分かる。図 4(b)と比較をすると、提案手法による補正によってエッジや画像の細部が復元されている事が分かる。

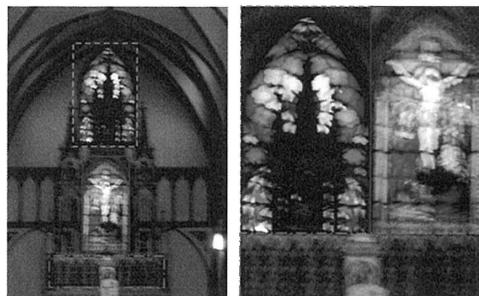


(a) 劣化画像 1



(b) 補正画像 1

図 3: ブレ補正の結果 1



(a) 劣化画像 2



(b) 補正画像 2

図 4: ブレ補正の結果 2

4 結論

本稿では、特殊なハードウェアや装置を用いずに撮影された 1 枚の画像の Blind deconvolution を目的とし、画像全体が二次元の手ブレによって一様 (Shift-invariant) に劣化した画像を対象とした。劣化画像のケプストラムが PSF の概形を近似するという性質を用い、劣化画像のケプストラムから二次元ブレの PSF を推定する手法を提案した。実験により、提案手法を用いてケプストラムから推定した PSF を Richardson-Lucy アルゴリズムへ適用する事で画像劣化が解消される事を示した。従来手法では繰り返し計算が必要だった Blind での二次元 PSF 推定を、ケプストラム上での最大値探索問題とみなす事で計算時間を削減する事が出来た。また、提案手法による PSF 推定を、確率論に基づいた劣化画像復元法 [14, 3] における初期 PSF 推定へと組み込む事で、より複雑な動き方をしたブレに対する適用も考えられる。

今後の課題としては、Shift-variant なブレに対して適用可能な PSF 推定法・劣化画像復元法について検討していきたい。

参考文献

- [1] Hadley W. Richardson. Bayesian-based iterative method of image restoration. *Journal of the Optical Society of America*, 62(1):55–59, 1972.
- [2] Lucy L. B. An iterative technique for the rectification of observed distributions. *Journal Astronomical*, 79:745–754, 1974.
- [3] Qi Shan, Jiaya Jia, and Aseem Agrawal. High-quality motion deblurring from a single image. *ACM Transactions on Graphics (SIGGRAPH)*, 2008.

- [4] 神田 崇史, 田中 正行, and 奥富 正敏. リンギングを考慮した漸進的ブラー画像復元. In *画像の認識・理解シンポジウム*, pages 81–87, 2008.
- [5] Benedicte Bascle, Andrew Blake, and Andrew Zisserman. Motion deblurring and super resolution from an image sequence. In *European Conference on Computer Vision*, pages 573–582, 1996.
- [6] Alex Rav-Acha and Shmuel Peleg. Two motion-blurred images are better than one. *Pattern Recognition Letters*, 26(3):311–317, 2005.
- [7] Sunghyun Cho, Yasuyuki Matsushita, and Seungyong Lee. Removing non-uniform motion blur from images. *Computer Vision, 2007. ICCV 2007. IEEE 11th International Conference on*, pages 1–8, 2007.
- [8] Jia Chen, Lu Yuan, Chi-Keung Tang, and Long Quan. Robust dual motion deblurring. In *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008.
- [9] Lu Yuan, Jian Sun, Long Quan, and Heung-Yeung Shum. Image deblurring with blurred/noisy image pairs. In *SIGGRAPH '07: ACM SIGGRAPH 2007 papers*, page 1, 2007.
- [10] Moshe Ben-Ezra and Shree K. Nayar. Motion-based motion deblurring. *IEEE Transaction of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 26(6):689–698, 2004.
- [11] Feng Li, Jingyi Yu, and Jinxiang Chai. A hybrid camera for motion deblurring and depth map super-resolution. In *IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2008.
- [12] Ramesh Raskar, Amit Agrawal, and Jack Tumblin. Coded exposure photography: motion deblurring using fluttered shutter. *ACM Transaction Graphics*, 25(3):795–804, 2006.
- [13] Anat Levin. Blind motion deblurring using image statistics. In *Advances in Neural Information Processing Systems 19*, pages 841–848, 2007.
- [14] R. Fergus, B. Singh, A. Hertzmann, S. T. Roweis, and W.T. Freeman. Removing camera shake from a single photograph. *ACM Transactions on Graphics, SIGGRAPH 2006 Conference Proceedings*, 25:787–794, 2006.
- [15] Jiaya Jia. Single image motion deblurring using transparency. In *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2007.
- [16] Qi Shan, Wei Xiong, and Jiaya Jia. Rotational motion deblurring of a rigid object from a single image. In *IEEE 11th International Conference on Computer Vision*, 2007.
- [17] Xiumei Kang, Qingjin Pengm, Gabriel Thomas, and Chunsheng Yu. Blind image restoration using the cepstrum method. In *Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering*, pages 1952–1955, 2006.
- [18] Morihiko Sakano, Noriaki Suetake, and Eiji Uchino. A psf estimation based on hough transform concerning gradient vector for noisy and motion blurred images. *IEICE – Trans. Inf. Syst.*, E90-D(1):182–190, 2007.
- [19] Shiqian Wu, Zhongkang Lu, Ee Ping Ong, and Weisi Lin. Blind image blur identification in cepstrum domain. *Proceedings of 16th International Conference on Computer Communications and Networks*, pages 1166–1171, 2007.
- [20] 西 一樹, 荻野 龍一, 政木 康生, 追田 真也, 高橋 裕, and 吉村 秀人. 手ブレの3d計測と定量化. *電子情報通信学会技術研究報告. PRMU, パターン認識・メディア理解*, 106(470):49–54, 2007.