

複素ケプストラム解析を用いた唯一ブレカーネル推定の検討

嶋本 裕太^{1,a)} 呉 海元^{2,b)} 阮 翔³

概要: ブレ画像の復元は原画像とブレカーネルの両方が未知であることから不良設定問題である。この問題を解くために、ブレ画像からブレカーネルの推定を行うケプストラム解析手法が提案されている。この手法はブレ画像のケプストラムがブレカーネルの概形を表すという性質に着目し、ブレカーネルの推定を行う。しかしながら、ブレ画像のケプストラムからはブレカーネルの概形が対称に現れるため、ブレカーネルを一意に推定できない問題点が残っている。本論文では、ブレ画像の位相情報を考慮した複素ケプストラム解析を用いた唯一ブレカーネルの推定を検討する。

キーワード: 複素ケプストラム解析, Blind Deconvolution, ブレカーネル推定, 画像復元

A Study On Unique Blur Kernel Estimation Using Complex Cepstrum Analysis

SHIMAMOTO YUTA^{1,a)} WU HAIYUAN^{2,b)} RUAN XIANG³

Abstract: Deblurring is an ill-posed problem since both a latent image and a blur kernel are unknown. To solve this problem, cepstrum analysis which estimates a blur kernel from a blurred image is proposed. This method focuses on a characteristic of a blur image cepstrum that the approximate shape of the blur kernel appears, and then estimates a blur kernel. However, a blurred image cepstrum cannot estimate a unique blur kernel because the approximate shape of the blur kernel appears in symmetry. Therefore, we consider a unique blur kernel estimation using complex cepstrum analysis considering phase information of a blur image.

Keywords: Complex Cepstrum Analysis, Blind Deconvolution, Blur Kernel Estimation, Deblurring

1. はじめに

近年、スマートフォンやミラーレス一眼カメラなどの小型デバイスでの写真撮影が普及している。このようなカメラは手で支えて撮影することが多く、手ブレしてしまうことも少なくない。これらには手ブレ補正の機構が搭載され

ているが、手ブレを完全に避けることはできない。また、既に結像しているブレ画像には補正を適用することができない。画像復元技術はこれまでも多くの研究が行われ、今後ブレを除去する画像復元技術はますます重要になっていると考えられる。

ブレ画像 g は畳み込み演算子 \otimes を用いて以下のように定式化される。

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

ここで、 f は原画像、 h はブレカーネル、 n はノイズをそれぞれ表す。ブレ画像は、原画像がブレカーネルによって一様にブレて、ノイズが加わったものであることが分かる。本研究では、式 (1) で定義するように、shift invariant なブレを前提とし、また簡単のためにノイズは考えないものとする。

¹ 和歌山大学大学院システム工学研究科
Graduate School of System Engineering, Wakayama University, Sakaedani 930, Wakayama-shi, Wakayama 640-8510, Japan

² 和歌山大学
Wakayama University, Sakaedani 930, Wakayama-shi, Wakayama 640-8510, Japan

³ オムロン株式会社
OMRON Corporation, 2-2-1, Nishikusatsu, Kusatsu-shi, Shiga, Japan

a) s161029@center.wakayama-u.ac.jp

b) wuhy@sys.wakayama-u.ac.jp



図 1 ブレ画像のケプストラム解析

式 (1) より, ブレ画像を復元するには原画像 f について解くことになる. しかしながら, 式 (1) を直接解くのは困難であり, 繰り返し処理による計算コストが大きくなるという問題がある. そこで, 式 (1) をフーリエ変換し周波数領域で解くことを考える.

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

ここで, G はブレ画像のフーリエ変換, F は原画像のフーリエ変換 H はブレカーネルのフーリエ変換を表す. よって, 式 (2) から原画像 f は次のように求まる.

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

したがって, ブレカーネル h が既知のとき, ブレ画像の復元が可能であることが分かる. このように, ブレカーネルが既知である場合のブレ画像復元方法を non-blind deconvolution とする. しかし, 一般的にカメラで撮影されたブレ画像のブレカーネルは未知であることが多く, 式 (3) は不良設定問題となる. このようなブレカーネルが未知である場合のブレ画像復元方法を blind deconvolution とする [7].

blind deconvolution には, カメラで撮影されたブレ画像からブレカーネルを推定する様々な手法が提案されており, 大きく分けると次の二つのカテゴリーに分類できる.

- 統計的手法
- スペクトル的手法

統計的手法では, 自然画像の勾配ヒストグラムが heavy tailed distribution に従う性質を利用してブレカーネルを推定する手法を [2] や [5] が提案している. しかしこれらの手法はブレ画像毎に複数のパラメータを調整しなければならないという問題がある. また, [3] は一次元に動く物体のブレを補正する手法を提案している.

一方で, スペクトル的手法は理論証明ができ, 少ないパラメータで高速にブレカーネルを推定できる. [6] は劣化画像のスペクトルはブレの方向に依存する性質から, 劣化画像の自己相関関数からブレカーネルの推定を提案している. そ

して, 推定されたブレカーネルを non-blind deconvolution の手法に適用することで画像の復元が可能となる. 本研究では, blind deconvolution による画像復元を目的とし, 唯一のブレカーネルを推定するために, 位相を含んだスペクトル解析手法 (複素ケプストラム解析) を用いたブレカーネル推定の検討を行う. 本論文の構成を次に示す. 第 2 章では関連研究について述べる. 第 3 章では複素ケプストラムについて説明する. 第 4 章では複素ケプストラム解析による実験結果を示す. そして, 第 5 章で本稿のまとめを行う.

2. 関連研究

本章では, ケプストラム解析を用いたブレカーネル推定の手法について関連研究を取り上げる.

ケプストラム i_c は以下のように表される.

$$i_c = \mathcal{F}^{-1}[\log |I|] \quad (4)$$

ここで, I は入力信号 i のスペクトルである. \log は自然対数であり, \mathcal{F}^{-1} は逆フーリエ変換をそれぞれ表す. よって, ケプストラム i_c は対数振幅スペクトルを逆フーリエ変換したものである.

理論上, 振幅スペクトルは偶関数であることから, \log を取った対数振幅スペクトルも偶関数となる. したがって, ケプストラムも偶関数になるので, 画像中心に対して点対称となる性質を持つ. ブレ画像 g に対して, ケプストラム解析を行うと次のようになる.

$$g_c = \mathcal{F}^{-1}[\log |G|] \quad (5)$$

式 (2) より,

$$\begin{aligned} g_c &= \mathcal{F}^{-1}[\log |FH|] \\ &= \mathcal{F}^{-1}[\log |F| + \mathcal{F}^{-1}[\log |H|]] \\ &= f_c + h_c \end{aligned} \quad (6)$$

ここで, f_c は原画像のケプストラム, h_c はブレ画像のケプストラムをそれぞれ表す. 式 (6) より, ブレ画像のケプ

ストラムは原画像のケプストラムとブレカーネルのケプストラムの和であることが分かる。また図1からもわかるように、ブレ画像のケプストラム(図1(c))からブレカーネル(図1(a))の概形がうかがえる。これらの性質を利用することで、ブレカーネルの推定が行われている[4][9][10]。ここで、ブレ画像のケプストラムには見やすくするために、擬似カラー(図1(d))表示している。つまり、グレースケールの画素値0~255を青から緑、赤への変化で表現している。

[1]は劣化画像のケプストラムはやピンぼけのパラメータを特定する重要な特徴を持つことから、原点から極小値への距離と方向からブレカーネルを推定する手法を提案している。[9][10]では、ブレ画像のケプストラム上でピークから極小値までの間で局所最大値探索処理を二方向について行う。またケプストラムが点対称であることから、四種類の候補ブレカーネルを推定する。そして四つ候補ブレカーネルで画像復元を行い、SN比(Signal to Noise)が大きい復元画像を最尤の結果として得ている。また、本研究グループの[4]では、ブレ画像のケプストラムが持つ極小値と画像中心との間で経路探索のコスト定義を行い、Bellman-Ford法により最短経路を求めることで、ブレカーネルを求めている。ケプストラムの点対称性からブレカーネルの候補は二つあり、それぞれを用いて画像復元を行い、結果の良い方を選出している。

以上のことより、スペクトル的な従来手法のブレカーネル推定では二種類以上の候補ブレカーネルが得られることが分かる。これらの候補ブレカーネルを一つに絞るためにはそれぞれのブレカーネルで画像の復元を行い、復元画像を評価する必要がある。しかしながら、画像復元の計算を候補ブレカーネル毎に行うのは計算コストが大きくなると考えられる。ブレカーネルが唯一に決まらない要因の一つにケプストラムの対称性が挙げられる。この対称性はケプストラムの計算途中で位相情報を失ってしまうことに起因している。

そこで本研究ではケプストラム解析において、位相情報を考慮した複素ケプストラム解析をブレ画像に適用することで、上記の問題を解決する方法の検討を行う。

3. 複素ケプストラム解析

3.1 複素ケプストラムの定義 [8]

複素ケプストラム i_{cc} は以下のように表される。

$$i_{cc} = \mathcal{F}^{-1}[\log I] \quad (7)$$

さらに、 I を極形式で表すと次のようになる。

$$\begin{aligned} i_{cc} &= \mathcal{F}^{-1}[\log\{|I| \exp(j \arg[I])\}] \\ &= \mathcal{F}^{-1}[\log |I| + j \arg[I]] \\ &= \mathcal{F}^{-1}[\log |I|] + \mathcal{F}^{-1}[j \arg[I]] \\ &= i_{ac} + i_{pc} \end{aligned} \quad (8)$$

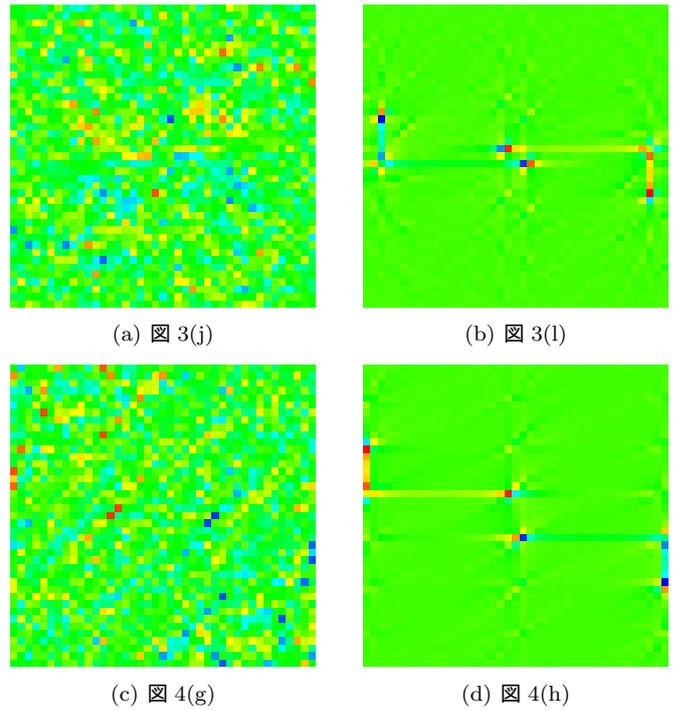


図2 それぞれ図3(j) 図3(l) 図4(g) 図4(h)の画像中心を 41×41 [pixel] で切り取り、擬似カラー表示している。

ここで、複素ケプストラム i_{cc} は対数スペクトル $\log I$ を逆フーリエ変換したものである。また、 j は虚数単位であり、 $\arg[I]$ は I の偏角、 i_{ac} は振幅スペクトル、 i_{pc} は位相スペクトルをそれぞれ表す。したがって、複素ケプストラム i_{cc} は振幅スペクトル i_{ac} と位相スペクトル i_{pc} の和で表される。

3.2 ブレ画像の複素ケプストラム

ブレ画像 g に対して、複素ケプストラム解析を行うと次のようになる。

$$g_{cc} = \mathcal{F}^{-1}[\log G] \quad (9)$$

式(2)より、

$$g_{cc} = \mathcal{F}^{-1}[\log\{FH\}] \quad (10)$$

したがって、

$$\begin{aligned} g_{cc} &= \mathcal{F}^{-1}[\log F] + \mathcal{F}^{-1}[\log H] \\ &= \mathcal{F}^{-1}[\log\{|F| \exp(j \arg[F])\}] \\ &\quad + \mathcal{F}^{-1}[\log\{|H| \exp(j \arg[H])\}] \\ &= \mathcal{F}^{-1}[\log |F| + j \arg[F]] \\ &\quad + \mathcal{F}^{-1}[\log |H| + j \arg[H]] \\ &= \mathcal{F}^{-1}[\log |F|] + \mathcal{F}^{-1}[j \arg[F]] \\ &\quad + \mathcal{F}^{-1}[\log |H|] + \mathcal{F}^{-1}[j \arg[H]] \end{aligned}$$

$$= f_{ac} + f_{pc} + h_{ac} + h_{pc} \quad (11)$$

$$= f_{cc} + h_{cc} \quad (12)$$

ここで, f_{ac} は原画像の振幅ケプストラム, f_{pc} は原画像の位相ケプストラム, h_{ac} はブレカーネルの振幅ケプストラム, h_{pc} はブレカーネルの位相ケプストラム, f_{cc} は原画像の複素ケプストラム, h_{cc} はブレカーネルの複素ケプストラムをそれぞれ示す.

以上から, プレ画像の複素ケプストラム g_{cc} は原画像の複素ケプストラムとブレカーネルの複素ケプストラムの和になることが分かる.

4. 実験

本稿は, 複素ケプストラム解析法を用いて一枚のブレ画像からブレカーネルを唯一推定できるかどうかを確認するために, 実験には用意したブレカーネルと原画像で畳み込み計算をして得られるブレ画像を用いてシミュレーション実験を行った. このシミュレーション実験の結果を報告する.

図3, 図4はそれぞれブレが対称となる場合であり, 複素ケプストラム解析を行った結果をブレ画像, 原画像, ブレカーネルのそれぞれで示している. また結果画像は式(11)の形式を使用している. $\text{Re}[\cdot]$, $\text{Im}[\cdot]$ をそれぞれ $[\cdot]$ の実部と虚部を表すとすると, 図3(d)($\text{Re}[g_{ac}]$), 図3(e)($\text{Re}[f_{ac}]$), 図3(f)($\text{Re}[h_{ac}]$), 図4(c)($\text{Re}[g_{ac}]$), 図4(d)($\text{Re}[h_{ac}]$) は2章で示したケプストラムと同値である. よって振幅ケプストラムは偶関数であるので, 図3(g)($\text{Im}[g_{ac}]$), 図3(h)($\text{Im}[f_{ac}]$), 図3(i)($\text{Im}[h_{ac}]$) の値は理論上ゼロである. しかし, 図3(g)($\text{Im}[g_{ac}]$) はゼロではなかった.

ここで, 図3(l)($\text{Re}[h_{pc}]$), 図4(h)($\text{Re}[h_{pc}]$) に注目する. 見やすくするために, 画像中心 41×41 [pixel] を切り取り, 擬似カラー表示したものを図2(b)($\text{Re}[h_{pc}]$), 図2(d)($\text{Re}[h_{pc}]$) に示す. これら位相ケプストラムからはそれぞれのブレカーネルと同一方向のブレの概形が大きな値として見て取ることができる. しかし図3(j)($\text{Re}[g_{pc}]$), 図3(k)($\text{Re}[f_{pc}]$), 図4(g)($\text{Re}[g_{pc}]$) からは原画像の輪郭がうかがえ, また原画像の位相ケプストラムと類似することが分かった. ブレカーネルの情報を得ることはできなかった.

他の場合も検証するために, 振幅ケプストラムと位相ケプストラムの実部について, 他のブレでの例を図5, 図6, 図7, 図8に挙げる. これらからはブレカーネルの位相ケプストラムが図3, 図4と同一の結果となることが分かった. 特に, 図7, 図8からはブレカーネルと同一の方向に大きな値を, 点対称となる方向には小さな値となることが分かる. 今回, 式(12)より, 複素ケプストラムは足し算の関係式で表されることから, プレ画像の位相ケプストラムにブレカーネルの位相ケプストラムの情報が保存されているのではないかと考えている. 以上より, プレ画像の複素ケプストラムから唯一のブレカーネルを推定できる見込み

があるのではないかと考えている.

5. おわりに

本研究では, 複素ケプストラム解析を用いた唯一ブレカーネルの推定の検討を行った. ブレカーネルの位相ケプストラムからはブレと同一方向の軌跡を得られることが分かった. しかし, プレ画像の位相ケプストラムは原画像の影響を受けており, プレの情報を読み取ることは出来なかった. だが, プレ画像の複素ケプストラムは式(12)より, 和の関係で表されることから, プレ画像の位相ケプストラムにはブレカーネルの位相ケプストラムの情報が保存されているのではないかと考えている. ゆえに, 今後はブレ画像の複素ケプストラムからブレ画像の複素ケプストラムの特徴を抽出する方法を検討していこうと考えている.

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)15K01331の補助を受けている.

参考文献

- [1] M. Cannon. Blind deconvolution of spatially invariant image blurs with phase. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 24:58–63, February 1976.
- [2] R. Fergus, B. Singh, A. Hertzmann, S. T. Roweis, and W. T. Freeman. Removing camera shake from a single photograph. *ACM Transactions on Graphics SIG-GRAPH 2006*, 25:787–794, July 2006.
- [3] A. Levin. Blind motion deblurring using image statistics. In *Advances in Neural Information Processing Systems*, pages 841–848, 2006.
- [4] H. Matsumoto, H. Wu, and X. Ruan. Blind deconvolution for single blurred image based on cepstrum analysis. *Information Processing Society of Japan. CVIM*, 2013(1):1–6, 2013.
- [5] Q. Shan, J. Jia, and A. Agarwala. High-quality motion deblurring from a single image. In *ACM Transactions on Graphics (TOG)*, volume 27, page 73. ACM, 2008.
- [6] Y. Yitzhaky and N. S. Kopeika. Identification of blur parameters from motion blurred images. *Graphical models and image processing*, 59(5):310–320, 1997.
- [7] 蚊野浩. デジカメの画像処理, chapter 5. オーム社, 2011.
- [8] 細呂木谷敏弘. 複素ケプストラム分析を用いた残響音声の基本周波数推定に関する研究. 2007.
- [9] 浅井晴香, 小山田雄仁, 斎藤英雄, 太田垣康二, 江口満男, et al. ケプストラム解析を用いたブレ画像の blind deconvolution. *MIRU2009, IS2-29*, 2009.
- [10] 浅井晴香 and 小山田雄仁 and 斎藤英雄 and 太田垣康二 and 江口満男. ケプストラム解析を用いたブレ画像の blind deconvolution. Technical Report 26, 慶應義塾大学大学院理工学研究科, 慶應義塾大学大学院理工学研究科, 慶應義塾大学大学院理工学研究科, ライトロン株式会社, ライトロン株式会社, jun 2009.



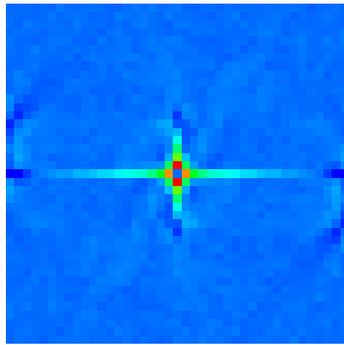
(a) ブレ画像



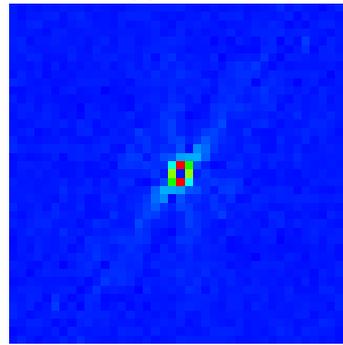
(b) 原画像



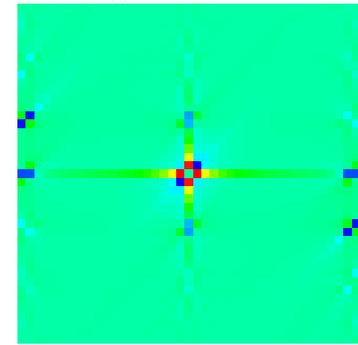
(c) ブレカーネル



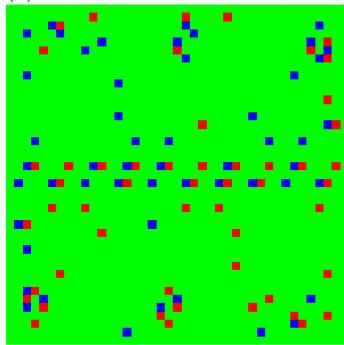
(d) (a) の振幅ケプストラムの実部 $\text{Re}[g_{ac}]$



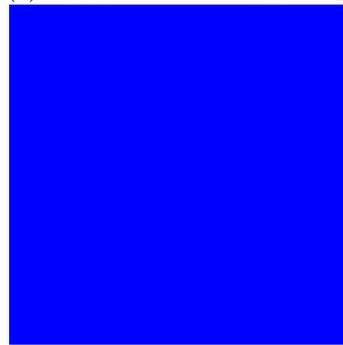
(e) (b) の振幅ケプストラムの実部 $\text{Re}[f_{ac}]$



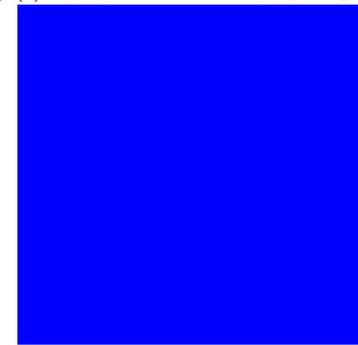
(f) (c) の振幅ケプストラムの実部 $\text{Re}[h_{ac}]$



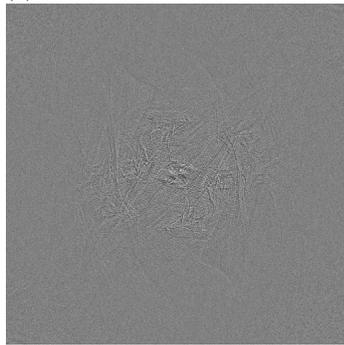
(g) (a) の振幅ケプストラムの虚部 $\text{Im}[g_{ac}]$



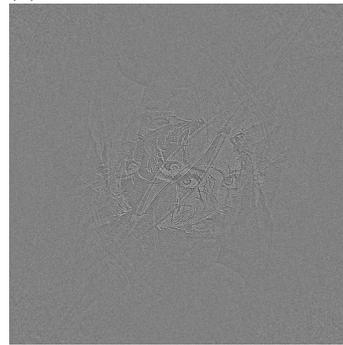
(h) (b) の振幅ケプストラムの虚部 $\text{Im}[f_{ac}]$



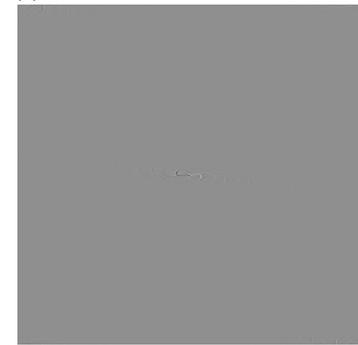
(i) (c) の振幅ケプストラムの虚部 $\text{Im}[h_{ac}]$



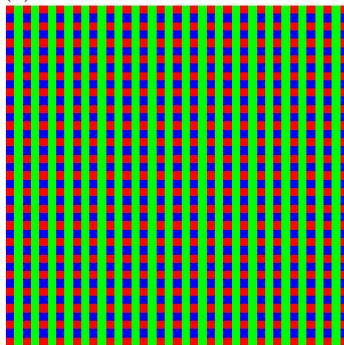
(j) (a) の位相ケプストラムの実部 $\text{Re}[g_{pc}]$



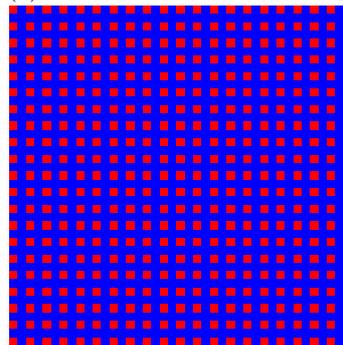
(k) (b) の位相ケプストラムの実部 $\text{Re}[f_{pc}]$



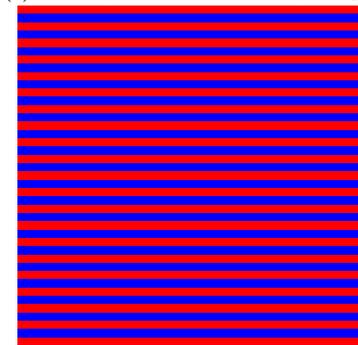
(l) (c) の位相ケプストラムの実部 $\text{Re}[h_{pc}]$



(m) (a) の位相ケプストラムの虚部 $\text{Im}[g_{pc}]$



(n) (b) の位相ケプストラムの虚部 $\text{Im}[f_{pc}]$



(o) (c) の位相ケプストラムの虚部 $\text{Im}[h_{pc}]$

図 3 (a,b,j,k,l) は画像サイズ $512 \times 512[\text{pixel}]$, (c) は $41 \times 41[\text{pixel}]$, (j,k,l) はグレースケール.
 (d,e,f,g,h,i,m,n,o) は結果画像中心を $41 \times 41[\text{pixel}]$ で切抜き, 擬似カラー表示.

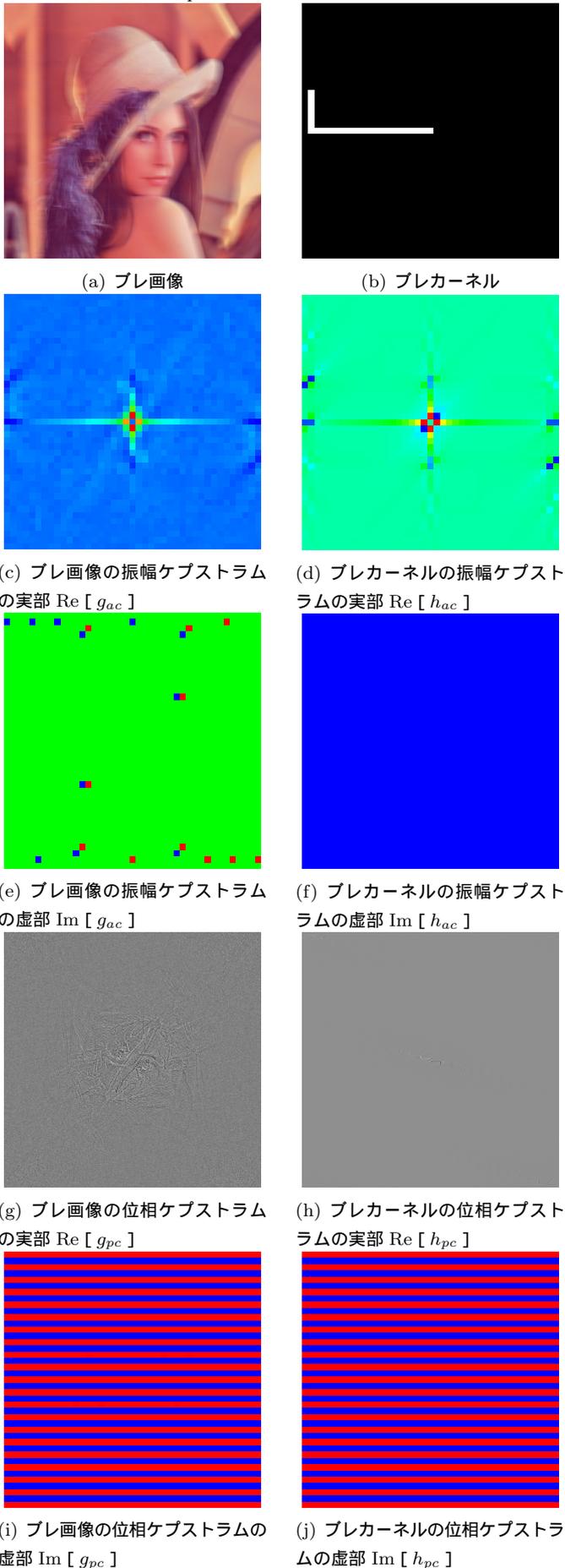


図 4 (a)(g)(h) は画像サイズ 512×512 [pixel],(b) は 41×41 [pixel],(g)(h) はグレースケール.(c)(d)(e)(f)(i)(j) は結果画像中心を 41×41 [pixel] で切抜き, 擬似カラー表示.

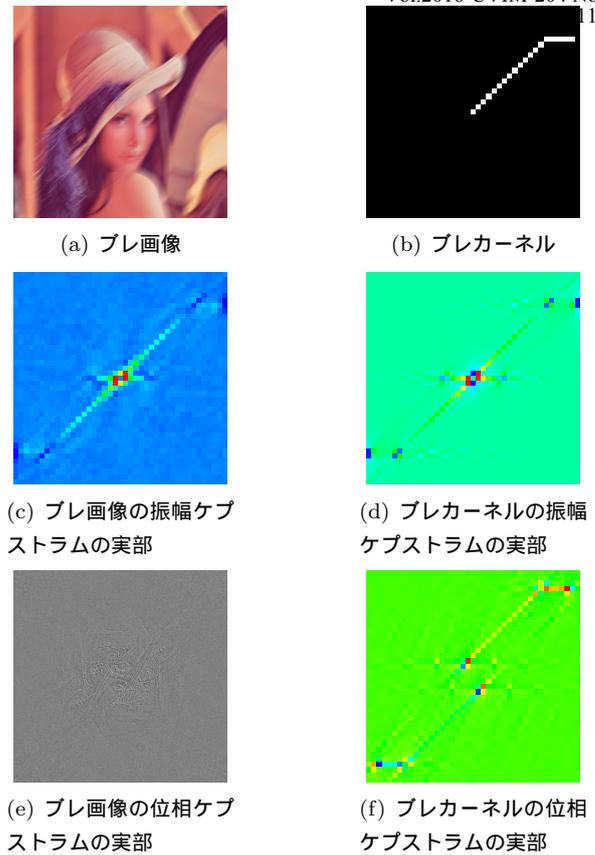


図 5 (a)(e) は画像サイズ 512×512 [pixel],(b) は 41×41 [pixel],(e) はグレースケール. (c)(d)(f) は結果画像中心を 41×41 [pixel] で切抜き, 擬似カラー表示.

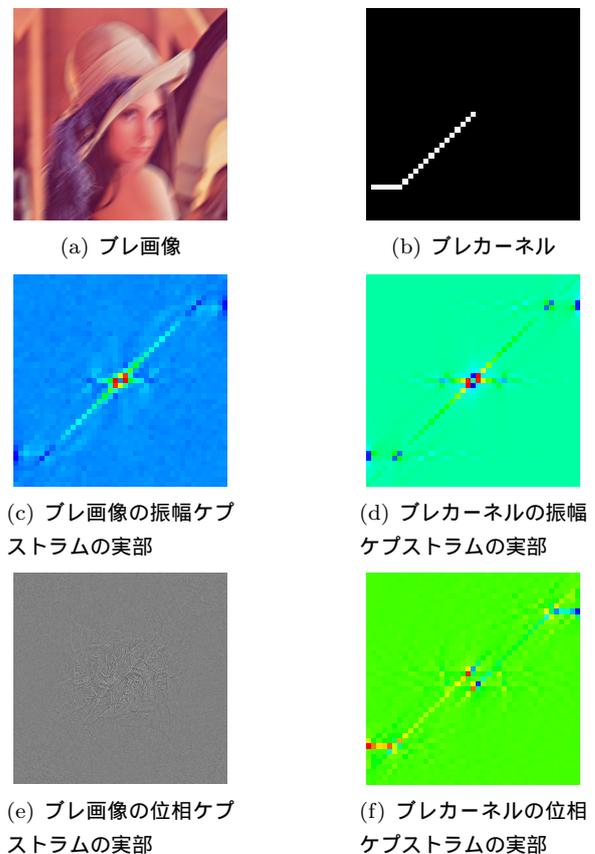


図 6 (a)(e) は画像サイズ 512×512 [pixel],(b) は 41×41 [pixel],(e) はグレースケール. (c)(d)(f) は結果画像中心を 41×41 [pixel] で切抜き, 擬似カラー表示.

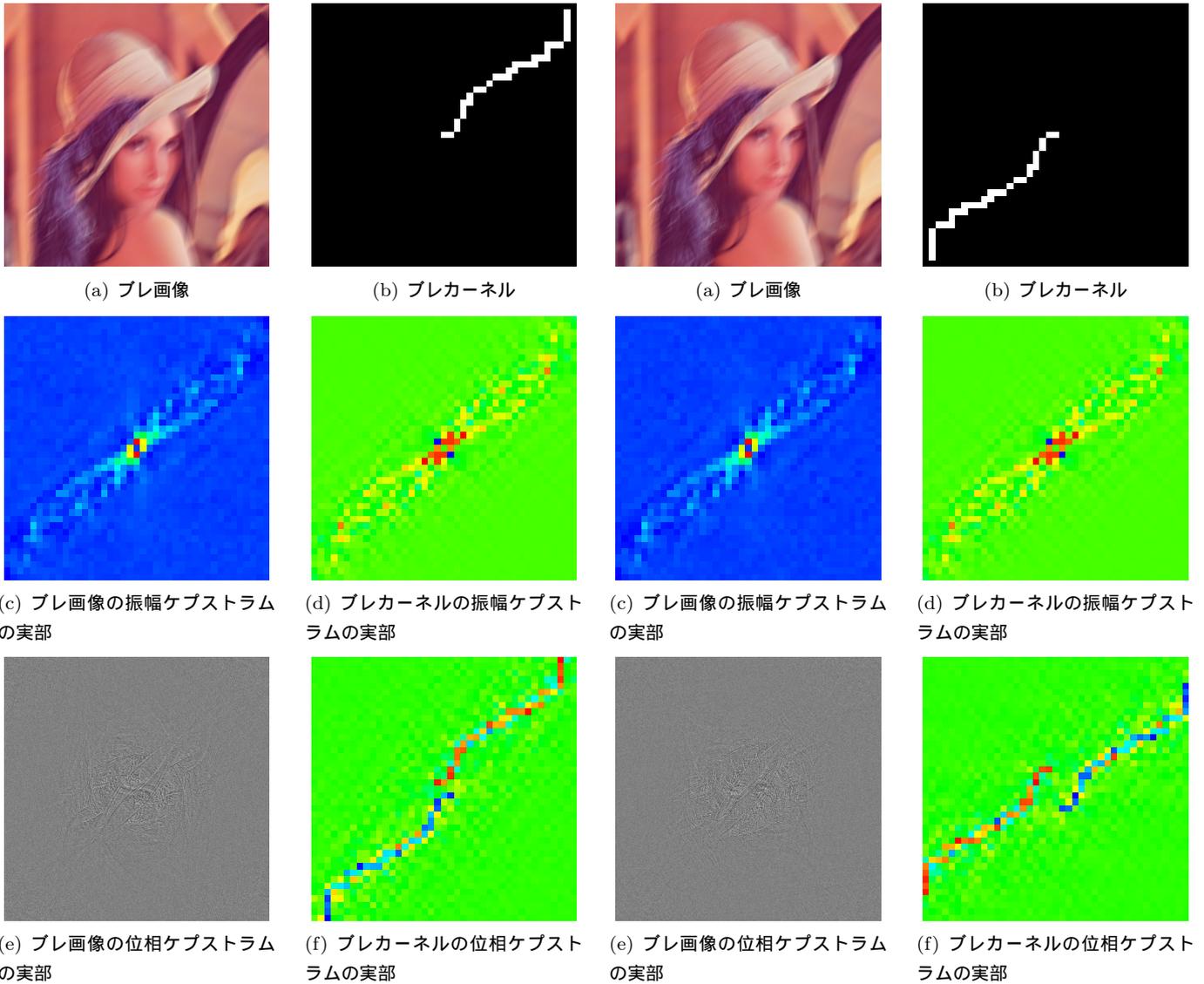


図 7 (a)(e)は画像サイズ 512×512 [pixel],(b)は 41×41 [pixel],(e)はグレースケール. (c)(d)(f)は結果画像中心を 41×41 [pixel]で切抜き, 擬似カラー表示.

図 8 (a)(e)は画像サイズ 512×512 [pixel],(b)は 41×41 [pixel],(e)はグレースケール. (c)(d)(f)は結果画像中心を 41×41 [pixel]で切抜き, 擬似カラー表示.