

リングング除去処理を用いたブラインド画像復元の性能向上
Performance Improvement of Blind Image
Restoration Using Ringing Removal Processing

五藤 正広 本郷 雅樹 後藤 富朗
Masahiro Goto Masaki Hongo Tomio Goto

1. はじめに

ぶれは代表的な画像劣化の1つであり、劣化画像の復元において、ぶれ関数(PSF)が未知の場合、1つの入力画像からPSFと理想画像の2つを推定する必要があり、PSF推定と理想画像推定処理を交互に反復して行う手法が成果を挙げている。その一方でAIを用いたブラインド画像復元が近年目覚ましい進歩を遂げている[1]-[3]。本稿では L_0 正則化を用いたリングング除去手法を導入し、より鮮明な画像を推定できる高性能な復元手法を提案し、AI型復元手法の1つであるSRN-DeblurNet[3]との性能比較を行う。

2. ぶれによる劣化画像モデル

ぶれやぼけが撮像面に対して一様(Uniform)な場合、得られる b は、次式のように原画像 x とPSF k の畳み込みによって次式のようにモデル化する。

$$b = x \otimes k + n \quad (1)$$

ここで、 n は様々な要因により発生するノイズ、 \otimes は畳み込み演算子である。

3. PSF推定手法

ブラインド画像復元は、劣化画像からPSFを推定する問題(k-step)と推定したPSFから理想画像を復元する問題で劣化画像を復元する。

本論文で用いるブラインド画像復元手法[3]の処理の流れは、x-stepではKrishnanらの高速な復元手法[4]によるデコンボリューションを行い、TV正則化でノイズの影響を低減Shock Filterでエッジを強調し理想画像とする。また、k-stepではR-map[5]で強いエッジ成分のみを残し、その後推定理想画像の微分閾値処理、共役勾配法によるPSF算出という流れで処理を行い、最終的に反復で得られたPSFを用いて最終デコンボリューションを行う。

さらに、破綻検出・防止のため以下の式(2)によってエネルギー値を算出し、エネルギー値が増加した場合はPSF推定のしきい値を変更する。エネルギー値が小さくなるほど目的関数は収束し、復元成功に向かう。

$$e = \frac{|b - x * k|^2}{\omega \times h} \quad (2)$$

ここで、 $x * k$ 推定のぶれ劣化画像、 w 、 h はそれぞれ画像の横縦の画素数を表す。

4. リングング除去処理

本手法ではぶれ除去のために、画像について L_0 正則化された事前確率を考える。画像の事前確率 $P(x)$ を L_0 正則化された画素値の事前確率と勾配の事前確率に基づいて式(3)で定式化する。

$$P(x) = \sigma P_t(x) + P_t(\nabla x) \quad (3)$$

ここで、 σ は重みを表し、 $P_t(x)$ は勾配の事前確率を示す。勾配における事前確率は、リングングなどの劣化を抑制するのに効果的である、リングングを除去する際は、勾配情報のみを用いて式(4)で表される理想画像推定を行う。

$$x = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\overline{\mathcal{F}(k)}\mathcal{F}(b) + \beta\mathcal{F}(u) + \mu\mathcal{F}_G}{\overline{\mathcal{F}(k)} + \beta + \mu\overline{\mathcal{F}(\nabla)}\mathcal{F}(\nabla)} \right) \quad (4)$$

ここで、 u 、 β 、 μ は補助変数、 $\mathcal{F}(\cdot)$ と $\mathcal{F}^{-1}(\cdot)$ はFFT(高速フーリエ変換)および逆FFTを示す。また、 $\overline{\mathcal{F}(\cdot)}$ は複素共役演算子であり、 \mathcal{F}_G は式(5)で表される。

$$\mathcal{F}_G = \overline{\mathcal{F}(\nabla_h)}\mathcal{F}(g_h) + \overline{\mathcal{F}(\nabla_v)}\mathcal{F}(g_v) \quad (5)$$

式(5)の ∇_h と ∇_v は水平および垂直微分演算子、 g は勾配に関する補助変数を表す。ここで、提案法の処理の流れを図1に示す。図1より、提案法では先行研究[6]におけるKrishnanらのデコンボリューションによる推定理想画像と式(4)の差分マップに対してバイラテラルフィルタを行う。これによって、差分マップにリングング成分が残る。フィルタリングされた差分マップを最終デコンボリューションの出力から減算することでリングングの除去を行う。これにより、リングングの無い鮮明な画像を復元できる手法を提案する。

5. PSF推定手法

本稿では、AI型復元手法の中からScale-recurrent Network(SRN-DeblurNet)を取り上げる。他手法と比較してより単純なネットワーク構造、より少ないパラメータが特徴である。最大の特徴は学習の際に画像のスケールを変化させる点である。初めは小さいスケールの画像で学習し、次のステップでは、スケールを大きくした画像と前ステップで得た学習データをアップサンプリングしたものを用いる。

$$l^i, h^i = \text{Net}_{SR}(B^i, l^{i+1}, h^{i+1}; \theta_{SR}) \quad (6)$$

ここで i はスケールインデックス, B と I はそれぞれ i 番目のスケールで得たぼれ画像と復元画像である. Net_{SR} は θ_{SR} として示される学習パラメータを有するスケールリカレントネットワークである. 本稿では提案法との性能比較のために使用する.

6. 実験結果

x -step 内にリングング除去処理を追加した提案法の有効性を確認するために, 実験を行った. SRN-DeblurNet の復元は, 公開されている学習データを使用した. 本実験では, Sun のテストセットを用いた客観評価を行った[7]. また, 最終デコンボリューションに Krishnan の手法を用いた. この評価では, PSNR(以下 p)と式(7)に示すエラーレート(以下 r)を用いる.

$$r = \frac{\|x - \hat{x}_k\|^2}{\|x - \hat{x}_k\|^2} \quad (7)$$

ここで, x は理想画像で \hat{x}_k は各方向の推定 PSF を使用した復元画像である. \hat{x}_k は理想 PSF を用いた復元画像である. 原画像, 劣化画像および復元画像を図 2, 3 に, 客観評価の実験結果を表 1 に示す. 図 2, 3 より, 従来方法では画像全体にリングングが発生したが, 提案法ではリングングが除去されているのが分かる. SRN-DeblurNet でもリングングは抑えられているが, 表 1 より提案法は客観評価で優れていることがわかる.

7. むすび

本稿では, ブラインド画像復元手法の性能の向上を狙って, 復元処理中に発生するリングング除去処理を提案した.

実験結果では, 従来方法で画像全体に発生していたリングングが除去されていることが確認できた.

さらに, 客観評価では提案法が従来法と SRN-DeblurNet を上回っていることを確認した.

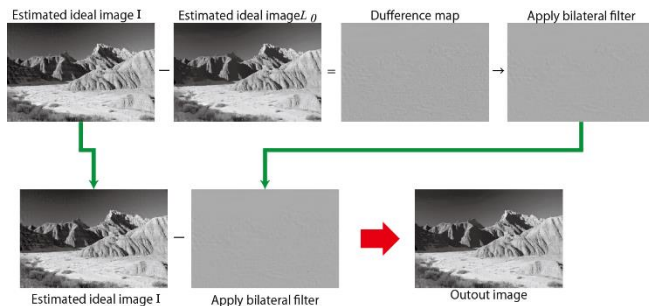


図 1. 提案法の処理手順

表 1: 客観評価の結果

手法	平均 p	平均 r	最大 r
Blur input	24.75	5.29	18.23
Known PSF	31.35	1.00	1.00
従来法[6]	30.28	1.48	18.72
提案法	30.31	1.47	20.30
SRN-DeblurNet	24.90	7.75	35.57



(a) Original image (b) Blur



図 2. 復元結果 1

(c) Previous (d) Proposal (e) SRN-DeblurNet
(r=8.26, p=17.57) (r=3.68, 21.19) (r=6.04, p=18.54)



(a) Original image (b) Blur



(c) Previous (d) Proposal (e) SRN-DeblurNet
(r=3.70, p=29.72) (r=1.62, 32.52) (r=6.41, p=28.54)

図 3. 復元結果 2

参考文献

- [1] J. Lehtinen, J. Munkberg, J. Hasselgren, S. Laine, T. Karras, M. Aittala and T. Aila: "Noise2Noise: Learning Image Restoration without Clean Data", International Conference on Machine Learning(ICML), 2018
- [2] O. Kupyn, V. Budzan, M. Mykhailych, D. Mishkin, J. Matas, U. C. University, Lviv and Ukraine: "DeblurGAN: Blind Motion Deblurring Using Conditional Adversarial Networks", arXiv:1711.07064, Apl. 2018.
- [3] X. Tao, H. Gao, X. Shen, J. Wang and J. Jia: "Scale-recurrent Network for Deep Image Deblurring" *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 8174-8182, 2018.
- [4] D. Krishnan and R. Fergus: "Fast Image Deconvolution Using Hyper-Laplacian PSrior", *Advances in Neural Information Processing Systems 22*, pp. 1033 – 1041, 2009.
- [5] L. Xu and J. Jia: "Two-Phase Kernel Estimation for Robust Motion Deblurring", *Proc. of ECCV*, pp. 57–170, 2010.
- [6] T. Nagata, S. Motohashi and T. Goto: "Blind Image Restoration of Blurred Images Using Failing Detection Process", *Proc. of GlobalSIP*, pp. 16-20, 2018.
- [7] S. Cho, L. Sun and J. Wang: "Edge-Based Blur Kernel Estimation Using Patch Prior", *IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP)*, pp. 1 – 8, 2013.