

勾配信頼度マップを用いたブラインドぶれ画像復元に関する研究 A Study on Blind Image Restoration of Blurred Images using R-map

本橋 知士[†] 永田 崇紘[†] 後藤 富朗[†] 平野 智[†]

Satoshi Motohashi Takahiro Nagata Tomio Goto Satoshi Hirano

1. はじめに

ぶれは代表的な画像劣化のひとつであり、その復元に関して多くの研究がなされている [1]-[5]。それらの研究ではぶれやぼけなどの画像の劣化を点広がり関数 (PSF: Point Spread Function) によってモデル化し、PSF を推定することで 1 枚の入力画像からの復元を可能としている。しかし、撮影する環境やカメラの特性などの要因から画像にノイズが混入した場合において、PSF の推定誤りによるリングングの発生や雑音の強調などの問題が依然として存在する。

そこで本稿では、PSF 推定処理に適切なエッジ選択を可能とする勾配信頼度マップを組み込み、推定に悪影響を与える情報を除外することで復元性能を向上し、ノイズの影響を受けにくいぶれ画像復元手法を提案する。

2. ぶれによる画像劣化モデル

ぶれやぼけが撮像面に対して一様 (uniform) な場合、得られる劣化画像 b は、次式のように原画像 x と PSF k の畳み込みによってモデル化される(式(1))。

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

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 推定アルゴリズム

ブラインドデコンボリューションは劣化画像から理想画像と PSF の 2 つを推定する問題であり、一般的には推定した PSF から理想画像を復元する問題 (x-step) と、劣化画像から PSF を推定する問題 (k-step) との 2 つのステップに分け、これらを交互に行うことで画像復元を行う。

本稿ではこの考えに基づき、Total Variation 正則化と Shock Filter を用いた x-step、勾配信頼度マップを用いた k-step を提案する。提案手法の流れを図 1 に示す。x-step はデコンボリューション、TV 正則化、Shock Filter の 3 段階で構成される。また、k-step は、勾配信頼度マップによる適切なエッジ選択、劣化画像の微分、推定理想画像の微分と閾値処理、共役勾配法による PSF 計算という流れで処理を行う。

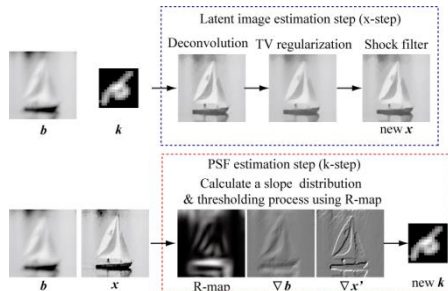


図 1: 提案手法の概要

[†] 名古屋工業大学大学院 工学研究科 情報工学専攻

3.1 理想画像推定処理 (x-step)

本節ではデコンボリューション、TV 正則化、Shock Filter の 3 段階で構成される x-step について述べる。

まず、デコンボリューションにより復元画像 x を得る。これだけでは、復元画像にノイズやリングングが発生するため、Total Variation (以下、TV) 正則化により復元画像のテクスチャ成分を取り除く。そして、得られた骨格成分に対して Shock Filter を施し、画像の骨格成分に含まれるエッジの復元を行うことで、理想画像 x を推定する。

3.1.1 デコンボリューション

本稿では、Krishnan らが提案した Hyper-Laplacian Priors を用いた高速なデコンボリューションを使用する [6]。この手法は、自然画像の勾配ヒストグラムがヘビーテールと呼ばれる分布に従うという統計的知識を利用した手法で、式 (2) の最小化問題を解くことで理想画像 x を求める。

$$\min_x \sum_{i=1}^N \left(\frac{\lambda_d}{2} (x \otimes k - b)_i^2 + \sum_{j=1}^J |(x \otimes f_j)_i|^{\alpha_d} \right) \quad (2)$$

3.1.2 Total Variation 正則化

TV 正則化はエッジと平坦な成分で構成される骨格成分と細かな振動成分とノイズで構成されるテクスチャ成分との画像分離によく利用され、ROF モデルと呼ばれるものが用いられている。ROF モデルでは式 (3) で示される評価関数 $F(u)$ の最小化問題を解くことで画像分離が実現される。

$$\inf_u F(u) = \sum_{i,j} |\nabla u_{i,j}| + \lambda \sum_{i,j} |(x \otimes f_j)_i|^{\alpha_d} \quad (3)$$

ここで、 $f_{i,j}$ は入力画素値、 $u_{i,j}$ は演算出力画素値、 i,j は画素座標、 λ は適当な正の定数であり、右辺第 1 項は TV 項、右辺第 2 項は拘束項と呼ばれる。評価関数 $F(u)$ の最小化に際し、高速な解法として知られる Chambolle の射影法を用いる [7]。 $F(u)$ の最小値を与える u を骨格成分、 $v = f - u$ をテクスチャ成分とする。

3.1.3 Shock Filter

Shock Filter は Osher、Rudin によって提案されたフィルタであり、反復計算により信号のエッジの復元または強調を行うフィルタであり、以下の式 (4) で表される。

$$I_{t+1} = I_t - \text{sign}(\Delta I_t) \|\nabla I_t\| dt \quad (4)$$

ここで、 dt はステップパラメータである。

3.2 PSF 推定処理 (k-step)

本節では PSF 推定処理 (k-step) について述べる。劣化画像 b と、x-step において推定された理想画像 x から、PSF k を推定する。

3.2.1 勾配信頼度マップ (R-map)

PSF 推定の最小化問題には推定理想画像の強いエッジを用いる。しかし、ぶれの大きさよりも細い信号は Shock Filter でエッジ復元を行った際に振幅の違いが生まれてしまう。そこで、勾配信頼度 $r(x)$ を式 (5) より計算する。

$$r(x) = \frac{\|\sum_{y \in N_h(x)} \nabla b(y)\|}{\sum_{y \in N_h(x)} \|\nabla b(y)\| + 0.5} \quad (5)$$

ここで、 $N_h(x)$ は画素 x を中心とした $h \times h$ のウィンドウである。 r が大きければ、その勾配の信頼度は高くなり、 $r(x)$ が R-map となる。そして、 r を二値化し、 $\nabla x' = \nabla x \times r$ のように計算し、 $\nabla x'$ の中の強いエッジのみを最小化に使用する。

3.2.2 PSF 推定

予測理想画像勾配分布 $\nabla x'$ と観測画像勾配分布 ∇b を用いて PSF h を推定する。具体的には、式 (6) のエネルギー関数を最小化することで PSF を推定する。

$$E_k(k) = \|k \otimes x' - \nabla b\|_2^2 + \lambda_k \|k\|_2^2 \quad (6)$$

式 (6) のエネルギー関数最小化には共役勾配法を用いた。

4. 実験結果

総括的な復元性能の評価のため Sun のテストセット [3] を用いて実験を行った。このテストセットでは、80 種類の理想画像と 8 種類の PSF の組み合わせから成る 640 枚のぶれ画像を復元する。ここで、最終デコンボリューションは Zoran の手法 [8] することで各手法の PSF 推定処理の性能の比較をする。評価指標としては、理想画像と復元画像の PSNR (p), 式 (7) で示すエラーレート (r) を使用する。

$$r = \frac{\|x - \hat{x}_k\|_2^2}{\|x - \hat{x}_k\|_2^2} \quad (7)$$

ここで、 x は理想画像、 $\hat{x}_k$ は各手法の推定 PSF を用いた復元画像である。また、 $\hat{x}_k$ は理想 PSF を用いた復元画像である。実験結果として表 1 に提案法の実験条件、表 2 に客観評価の結果、図 2 に累積エラーレート、図 3 に復元画像の一例を示す。ここで表 2 に示した成功率はエラーレート r が 5 以下の割合を示している。実験結果より、従来法では復元に失敗していた画像においても提案法では正確な PSF 推定を可能としている。その結果として、テストセットを用いた総括的な復元性能の評価の平均 PSNR、平均エラーレートおよび成功率において他の手法よりも良好な結果が確認された。

5. むすび

本稿では、理想画像推定において TV 正則化および Shock Filter、PSF 推定において勾配信頼度マップを用いたアルゴリズムを提案し、その性能の確認を行った。結果として、他の手法と比較した場合において復元性能およびロバスト性で最高峰の結果が得られた。しかし、一部の画像でまだ復元に失敗している結果が得られたため、それらの画像に対しても正確に PSF 推定を行うことが出来れば更なる性能の向上が見込まれる。今後の課題として、ロバスト性向上のための破綻検出や非一様なぶれに対応する分割復元処理の検討が挙げられる。

表 1: 実験条件

PSF サイズ			31×31
各スケール毎の反復回数			5
x-step	デコンボリューション	λ_d	1500
		反復回数	10
	TV 正則化	λ_r	20
		反復回数	1
	Shock Filter	dt	1.0
k-step	R-map	rate	0.25
		α	0.9
	PSF 推定	反復回数	30
		閾値	0.05
		α_q	45

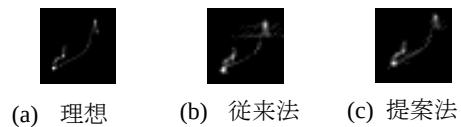
表 2: 客観評価の結果

手法	平均 p	平均 r	最大 r	成功率
Blur input	24.62	6.86	25.92	35.63
Known PSF	32.33	1.00	1.00	100.00
Cho&Lee[1]	26.65	9.00	118.28	68.26
Xu&Jia[2]	29.19	3.08	65.36	88.63
Sun et al.[3]	30.20	2.14	24.98	93.71
Michaeli&Irani[4]	29.06	2.38	9.23	95.47
従来法[5]	30.21	2.23	48.39	93.44
提案法	30.87	1.64	24.13	96.72



(c) 劣化画像 (b) 従来法 (a) 提案法

図 2: 劣化画像と復元画像



(a) 理想 (b) 従来法 (c) 提案法

図 3: 推定 PSF

参考文献

- [1] S. Cho, et al.: "Fast Motion Deblurring", *ACV Trans. on Graphics*, Vol. 28, No. 5, Article No. 145, (2009).
- [2] L. Xu, et al.: "Two-Phase Kernel Estimation for Robust Motion Deblurring", *Proc. ECCV*, pp.57-170, (2010).
- [3] L. Sun, et al.: "Edge-Based Blur Kernel Estimation Using Patch Priors", *Proc. ICCP*, pp.1-8, (2013).
- [4] T. Michaeli, et al.: "Blind Deblurring Using Internal Patch Recurrence", *Proc. ECCV*, pp.783-798, (2014).
- [5] K. Ohkoshi, et al.: "Blind Image Restoration Based on Total Variation Regularization and Shock Filter for Blurred Images", *Proc. ICCE*, pp. 219-220, (2014).
- [6] D. Krishnan, et al.: "Fast Image Deconvolution Using Hyper-Laplacian Prior", *Proc. ANIPS*, pp.1033-1041, (2009).
- [7] A. Chambolle: "An algorithm for total variation minimization and applications", *Journal of Mathematical Imaging and Vision* 20, pp. 89-97, (2004).
- [8] D. Zoran, et al.: "From Learning Models of Natural Image Patches to Whole Image Restoration", *Proc. ICCV*, pp.479-486, 2011.