





Adapting total generalized variation for blind image restoration

Wen-Ze Shao, Feng Wang, Li-Li Huang

主讲人：谭琳
2018年5月23日



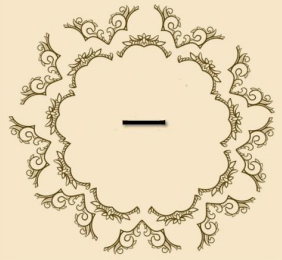


单击此处添加标题

单击此处添加标题

单击此处添加标题

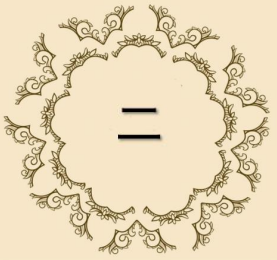
单击此处添加标题



摘要

本文提出了一种快速盲去卷积方法，通过修改最近已知的自然图像模型，即广义变分（TGV）模型来实现图像去模糊。

TGV旨在重建具有高阶平滑性和尖锐边缘结构的高质量图像。然而，当它转向盲目的问题时，无论是经验还是理论上的一些先进的盲目去模糊作品，包括TGV的自然图像模型实际上更喜欢模糊的图像而不是其对应的尖锐的图像。受其启发本文对二阶TGV进行了修改，虽然简单，但对确保成功的估计相当有效。



模型：

$$g = h * u + z$$

把盲目去雾的图像先验定义为：

其中：

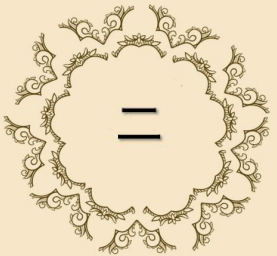
$$R(u) = \min_v \left\{ \Phi(u, v) + \frac{\alpha_1}{\alpha_2} \Psi(v) \right\}$$

α_1, α_2 是正调节参数

v 是列中两个向量 v_x 和 v_y 的级联

Φ 是清晰图像的梯度与 v 差值的一个 L_0 范数

Ψ 是一个 L_1 范数



模型：

$$g = h * u + z$$

把盲目去雾的图像先验定义为：

其中：

$$R(u) = \min_v \left\{ \Phi(u, v) + \frac{\alpha_1}{\alpha_2} \Psi(v) \right\}$$

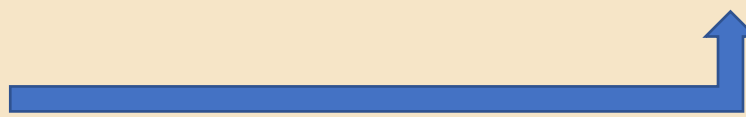
α_1, α_2 是正调节参数

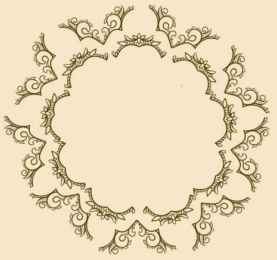
v 是列中两个向量 v_x 和 v_y 的级联

Φ 是清晰图像的梯度与 v 差值的一个 L_0 范数

Ψ 是一个 L_1 范数

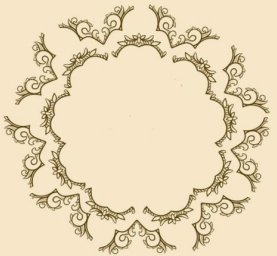
文献中采用TGV进行盲去模糊的第一种方法，不同于现有的图像模型中的最大后验或变分贝叶斯框架。





模糊核上开发了额外的混合先验

$$\lambda \|g - Hu\|_2^2 + c_u^i \alpha_0 R(u) + c_u^i \beta_0 Q(u)$$

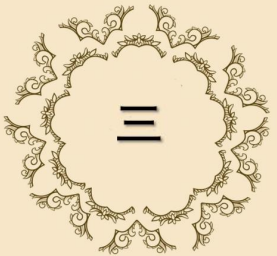


模糊核上开发了额外的混合先验

$$\lambda \|g - Hu\|_2^2 + c_u^i \alpha_0 R(u) + c_u^i \beta_0 Q(u)$$

然后，用O（NlogN）复杂度推导出快速数值方案，通过耦合算子分裂，增广拉格朗日和快速傅立叶变换交替估计中间清晰图像和模糊核。

其中，为了大规模模糊核估计，本文考虑4个尺度。在每个尺度上，将模糊图像设置为原始模糊图像的2倍下采样版本。

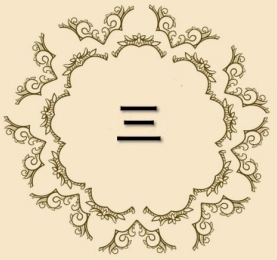


用估计的模糊核进行非盲地恢复的图像和地面真实模糊核之间的SSD（平方差之和）比作为最终评估测量。当SSD比率低于3时，盲目去模糊被认为是成功的。

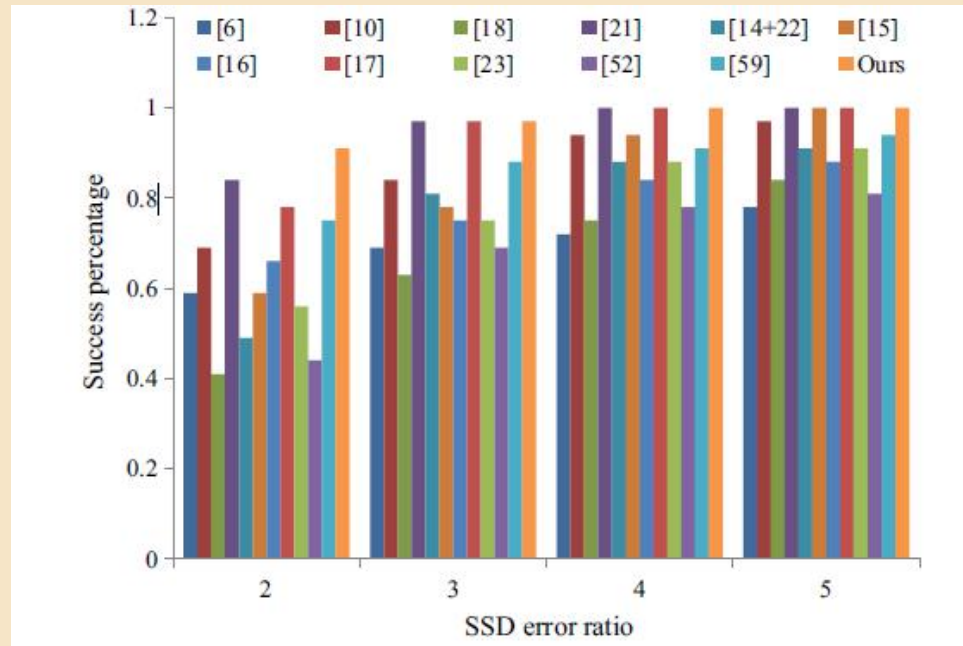
Table 1 SSD ratios of the proposed approach on the benchmark dataset (Levin et al. 2011a)

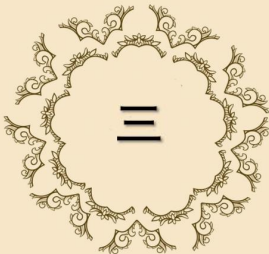
| Image no. | Image01 | Image02 | Image03 | Image04 |
|-----------|---------|---------|---------|-------------|
| Kernel01 | 1.20 | 1.59 | 1.17 | 2.00 |
| Kernel02 | 0.96 | 1.42 | 1.01 | 1.65 |
| Kernel03 | 1.35 | 1.71 | 1.18 | 2.39 |
| Kernel04 | 1.19 | 1.29 | 1.42 | 1.37 |
| Kernel05 | 1.05 | 1.58 | 1.12 | 2.47 |
| Kernel06 | 1.48 | 1.81 | 1.79 | 3.45 |
| Kernel07 | 1.07 | 1.68 | 1.15 | 1.92 |
| Kernel08 | 0.63 | 1.45 | 0.84 | 0.83 |

如图，除了Image04-Kernel06是3.45，其余都是成功的，成功率达到了97%。



绘出了根据每种方法的SSD比率的累积直方图。（SSD低于3，各个方法的成功率）

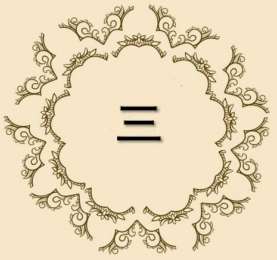




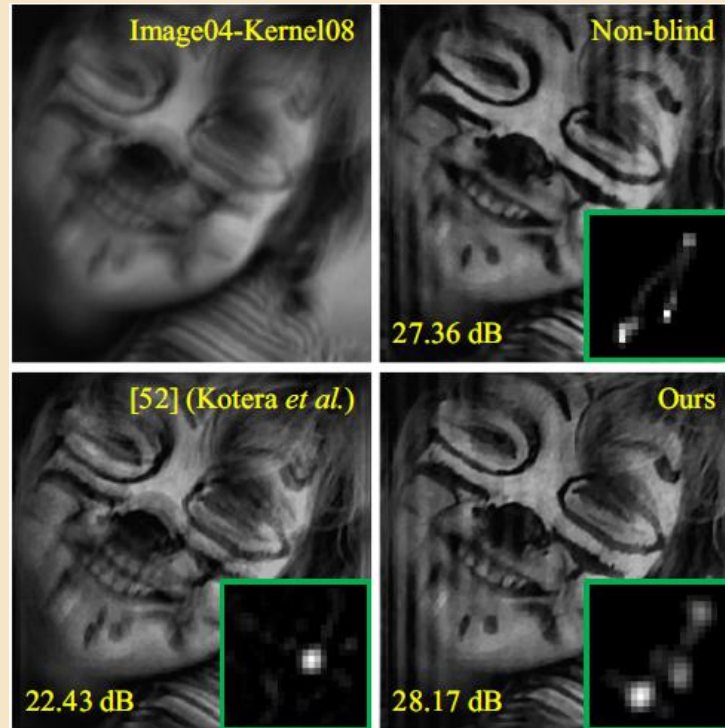
在数据集上选择了Image04的八张运动模糊核作为基准数据集，比较本文方法与 Kotera et al. (2013)。

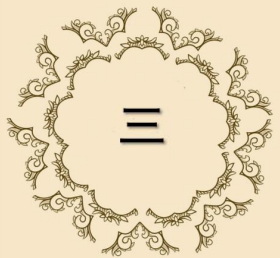
| Image no. | PSNR (dB) | | SSIM | | Time (s) | |
|------------------|-------------------------|--------------|-------------------------|---------------|-------------------------|-----------|
| | Kotera et al. (2013) | Ours | Kotera et al. (2013) | Ours | Kotera et al. (2013) | Ours |
| Image04-Kernel01 | 29.78 | 32.31 | 0.8822 | 0.9133 | 29 | 14 |
| Image04-Kernel02 | 26.55 | 29.83 | 0.7847 | 0.8831 | 30 | 14 |
| Image04-Kernel03 | 32.80 | 32.52 | 0.9313 | 0.9265 | 29 | 14 |
| Image04-Kernel04 | 22.04 | 26.47 | 0.6746 | 0.7837 | 29 | 14 |
| Image04-Kernel05 | 32.30 | 32.97 | 0.9308 | 0.9350 | 34 | 14 |
| Image04-Kernel06 | 30.85 | 32.21 | 0.9095 | 0.9131 | 31 | 15 |
| Image04-Kernel07 | 22.56 | 29.49 | 0.6827 | 0.8909 | 31 | 15 |
| Image04-Kernel08 | 22.43 | 28.17 | 0.6859 | 0.8331 | 30 | 14 |

从图看出来，不仅在八个图像中的大部分图像上实现了更高的PSNR或SSIM，而且在 计算上也比Kotera et al.更有效。

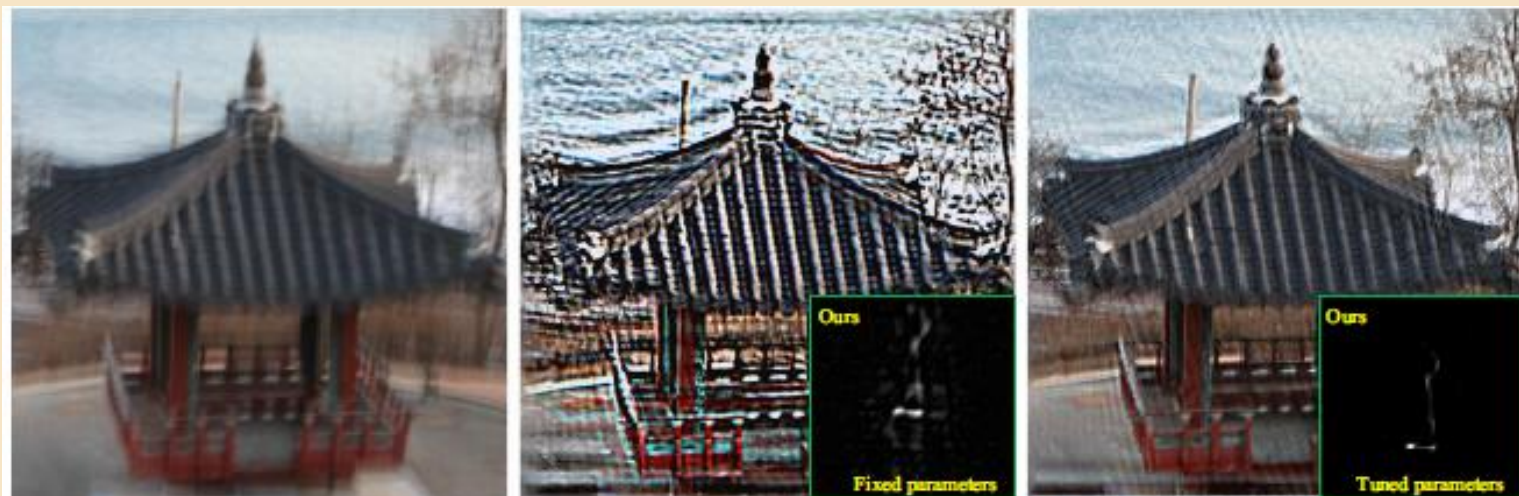


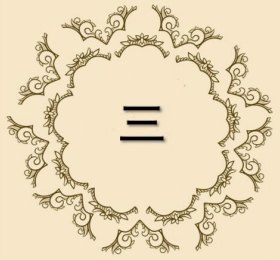
为了更清楚的比较以Image04 Kernel08为例，通过两种算法以及相应的最终去模糊图像来呈现估计的核。显然，（Kotera et al.2013）在本例中未能产生合理的模糊核，而本文已经产生了最终的去模糊图像（28.17 dB），甚至与非盲版（27.36 dB）相当。



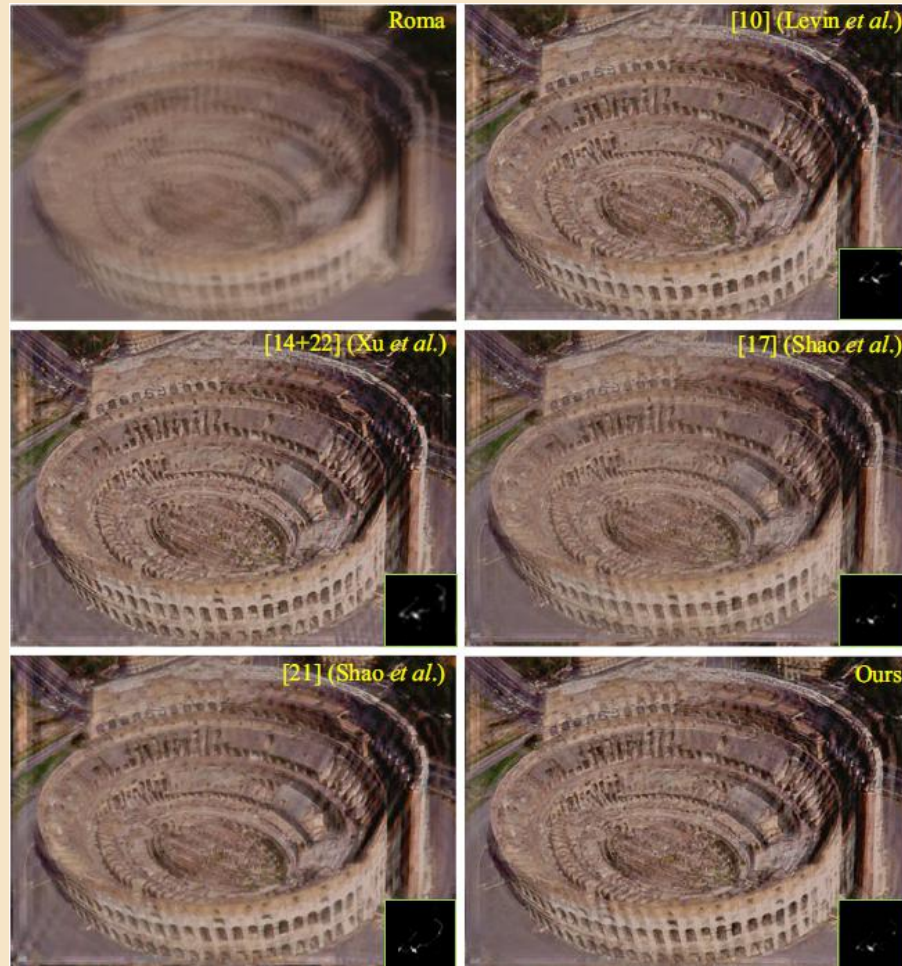


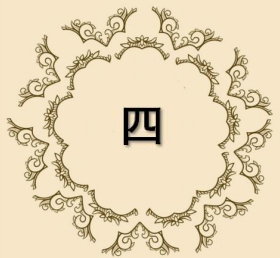
因为本文采用了调谐参数，所以许多自然图像的所提出的方法可以实现更好的视觉质量





模糊核都为 51×51 ，但是本文采用了调谐参数效果就很好。





本文的另一个贡献是提出新的在单图像非参数盲超分辨率的图像先验方法，这是一个比盲去模糊更具挑战性的逆成像任务。

单图像超分辨率（SISR），目的是要在从模糊和低分辨率（LR）图像生成高分辨率（HR）图像。



如下图一副真实LR的超分辨率图，从左到右分别是：LR图像，非盲ANR，Michaeli and Irani，作者方法。很显然本文的方法和（Michaeli and Irani 2013）在这例子中产生了视觉合理的SR结果。





如图所示，本文的方法产生视觉上更令人愉快的SR图像，因为对应于Michaeli and rani (2013)，我们可以很明显地观察到SR图像中有明显的边缘的振铃伪像。





谢谢观看