

多尺度低秩图像盲去模糊方法

周志豪，张玉龙，唐启凡，闫金涛

(西安交通大学软件学院，710049，西安)

摘要：针对现有的大多数基于统计先验的单幅图像盲去模糊方法对图像纹理细节恢复效果不佳且存在振铃效应的问题，提出了一种基于逐块局部最大梯度先验和低秩先验的多尺度图像盲去模糊方法。为了恢复得到清晰图像，采用由粗到精的多尺度框架，通过灰度化与下采样操作逐层构建图像金字塔；在单尺度层面，将逐块局部最大梯度先验和低秩先验带入到最大后验概率框架中，利用交替方向乘子法与半二次分裂法估计出潜在图像和模糊核；结合超拉普拉斯先验与总变差 L_2 方法，对模糊图像与估得的模糊核进行非盲反卷积，获得清晰图像。在计算过程中，由于直接求解低秩项的计算代价很大，将加权 Schatte-1/2 范数约束的低秩项子问题转化为非凸权重 $L_{1/2}$ 范数子问题，采用广义软阈值方法求得全局最优解。在基准数据集上的实验结果表明：与现有的经典图像去模糊方法相比，所提方法取得了更优的图像去模糊效果；在 Köhler 的合成数据集上进行图像去模糊后，平均峰值信噪比为 30.06 dB，平均结构相似性为 0.946 5，估计出的模糊核更加精确。

关键词：图像盲去模糊； L_0 范数；加权 Schatte-1/2 范数；广义软阈值方法

中图分类号：TP391 **文献标志码：**A

DOI：10.7652/xjtuxb202109019 **文章编号：**0253-987X(2021)09-0168-10



OSID 码

Multi-Scale Low-Rank Blind Image Deblurring Method

ZHOU Zhihao, ZHANG Yulong, TANG Qifan, YAN Jintao

(School of Software Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Most existing single image blind deblurring methods based on statistical priors suffer a poor texture restoration and ringing artifacts. A multi-scale blind image deblurring method based on patch-wise local maximum gradient prior and low rank prior is proposed in this paper. Specifically, we choose a coarse-to-fine multi-scale framework to construct an image pyramid via gray-scale and down-sampling operations layer by layer. At the single-scale level, the patch-wise local maximum gradient prior and the low-rank prior are put into the MAP framework, and then both the intermediate latent image and blur kernel are estimated with the alternating direction method of multiplier and the half-quadratic splitting method. We finally obtain the sharp image by performing non-blind deconvolution for the blurred image and estimated kernel based on hyper-Laplacian prior and total variation- L_2 method. Solving the low-rank regularization directly is computationally expensive, we thus transform the sub-problem of low-rank regularization term constrained by weighted Schatte-1/2 norm into a sub-problem of non-convex weighted $L_{1/2}$ -norm, and then adopt the generalized soft-thresholding method (GST) to achieve the global optimal solution. Experimental results and comparisons with the existing classical image deblurring

methods on the benchmark datasets show that the proposed method facilitates a better image deblurring performance. After image deblurring on Köhler synthetic dataset, the average peak signal-to-noise ratio reaches 30.06 dB, the average structural similarity reaches 0.946 5, and the estimated blur kernel gets more accurate.

Keywords: blind image deblurring; L_0 -norm; weighted Schatte-1/2 norm; generalized soft-thresholding method

近年来,作为图像处理领域的基本问题之一,单幅图像去模糊由于其广泛的应用而受到了关注,并通过一些里程碑式的解决方案取得了巨大的成功^[1]。根据成像原理不同,图像模糊可分为散焦模糊与运动模糊,图像的散焦模糊主要是由于成像设备对焦不准而形成,运动模糊形成的主要原因是成像设备在曝光时间内抖动或者被拍摄目标在运动。单幅图像的运动模糊过程可以建模为一个清晰图像和一个模糊核的卷积,表达式为

$$\mathbf{v} = \mathbf{u} \otimes \mathbf{h} + \epsilon \quad (1)$$

式中: \mathbf{u} 表示潜在图像; \mathbf{h} 表示运动模糊核; ϵ 表示图像噪声; \mathbf{v} 表示已知的模糊图像; \otimes 是卷积操作。

图像去模糊方法可以大致分为非盲去模糊和盲去模糊两类。若模糊核已知,则研究的图像去模糊问题为非盲去模糊问题,其目标是根据给定的模糊图像和已知的模糊核估计出潜在图像。比较经典的非盲去模糊方法是基于维纳滤波^[2]的方法,但是该方法对加性噪声特别敏感,恢复出的图像效果往往不佳。Richardson-Lucy方法利用了EM方法和极大似然法^[3],在一定的迭代次数内图像纹理细节会随着迭代次数增加而变得清晰,但是加性噪声和振铃效应会更加明显,且迭代次数过多会导致恢复质量下降;Zhuang等提出了基于子空间数据保真度的非盲去模糊方法,以实现针对不同图像内容的差分处理,取得了不错的效果^[4]。

若模糊核未知则为非盲去模糊,需要从给定的模糊图像中估计出未知的模糊核与潜在图像。由于许多对不同的 \mathbf{h} 与对应的 \mathbf{u} 能够生成同一个 \mathbf{v} ,因此图像盲去模糊问题是一个高度病态的问题。通常引入模糊图像中的先验信息作为正则项来约束方程的解空间,以此建立模型求解。Michaeli等发现不同尺度上的图像其模糊程度会改变,于是使用图像块的自相似性作为图像先验来估计模糊核^[5];Xu等提出 L_0 约束下的图像先验,能有效去除图像不必要的边缘信息,且该方法在迭代过程中不需要额外的滤波操作,从而加快了收敛速度和总运行时间^[6];Lai等使用归一化的颜色线先验,在不改变边缘结

构或增强噪声的情况下恢复锐利边缘,能够更好地选择图像有效的边缘^[7]。

最近的一些研究工作在图像盲去模糊方面带来了很大的改进。Liu等发现具有不利结构的中间潜像的表面图通常具有较大的表面积,由此提出了从表面几何角度出发的表面感知先验,减少中间潜像表面的面积以减少那些不利的结构,使得中间潜像具有更清晰的锐边和更少的网格伪影,能更好地处理具有大饱和区域和脉冲噪声的低照度模糊图像^[8];Pan等发现模糊图像中大多数图像块的最小像素值不为0,并且模糊图像的暗通道图像要比清晰图像亮,以此作为暗通道先验^[9]。然而,当图像以较为明亮的像素为主时,使用暗通道先验进行模糊核估计的效果并不好。为了解决这个问题,Yan等提出了亮通道先验,并且证明了其有效性,然后将暗通道先验与亮通道先验结合为极先验带入到去模糊模型中,在处理较亮的图像时尤为有效^[10]。Wen等将暗通道先验的逐像素最小化操作改为逐块最小化操作,提出了逐块局部最大梯度先验,该方法在去模糊质量、计算代价方面均好于暗通道先验方法^[11]。近年来的相关工作发现,对图像梯度施加低秩先验约束,能够保留强边缘并消除潜在图像中不重要的纹理和边缘,同时还能抑制噪声对去模糊过程的影响,从而增加去模糊方法的鲁棒性^[12-14]。

本文提出了一种多尺度低秩图像盲去模糊方法PLMG- S_p 。结合逐块局部最大梯度先验、低秩先验为联合先验,并分别采用 L_0 范数和加权Schatte-1/2范数进行约束,将其带入到经典的最大后验概率(MAP)框架中。在多尺度框架下,对图像进行多次降采样以消除噪声的影响。在单尺度层面,对图像施加图像填充和图像平滑方法,使用交替方向乘子法和半二次分裂法对改进的去模糊模型进行优化。在计算过程中,由于直接求解低秩正则化项的计算代价很大,将其转化为独立的 r 个非凸权重 $L_{1/2}$ 范数子问题,采用广义软阈值(GST)方法进行求解。最后,由估计出的模糊核与模糊图像进行非盲反卷积恢复出清晰图像。通过将本文方法与相关的最新

方法在3个经典的合成数据集和两个自然模糊的数据集上进行实验,证明了本文方法的优越性。

1 相关工作

1.1 局部最大梯度先验

近年来,基于图像统计先验进行图像盲去模糊的研究层出不穷,其中Chen等提出了局部最大梯度先验(LMG)^[15]。LMG可以拆解为求梯度、求绝对值以及求最大值3个连续的操作。在方法实际运行时,这3个操作是3个映射成矩阵的线性算子,LMG可以表示为 $f_{\text{LMG}}(\mathbf{u}) = \mathbf{Gu} = \mathbf{MAVu}$ 。其中:求梯度算子为一矩阵 \mathbf{V} , $\mathbf{V} = \{\mathbf{V}_h, \mathbf{V}_v\}$ 可以视为分别在水平方向和垂直方向对图像做一阶差分运算, \mathbf{V}_h 和 \mathbf{V}_v 分别表示水平和垂直方向的梯度算子;求绝对值可以视为绝对值算子 \mathbf{A} 和向量化的图像梯度 \mathbf{Vu} 相乘,矩阵 \mathbf{A} 中的元素属于集合 $\{1, -1\}$ 。

1.2 低秩正则化先验

近年来,基于图像非局部自相似性的低秩先验方法在图像盲去模糊领域得到广泛的应用,取得了不错的效果。优化求解低秩先验模型的一个经典方法是核范数最小化(NNM)。在此基础上,Gu等提出了加权核范数最小化(WNNM)方法,设置了一个权重向量对不同大小的奇异值进行约束,从而使NNM方法更为鲁棒^[16]。相关研究表明,基于Schatten- p 范数的模型比NNM更加逼近低秩模型。受WNNM启发,Xie等提出加权Schatten- p 范数最小化方法,能更有效地去除噪声,从而获得更精确的结果^[17]。图像 \mathbf{u} 的加权Schatten- p 范数定义为

$$\|\mathbf{u}\|_{w,Sp} = \left(\sum_{i=1}^r w_i \sigma_i^p(\mathbf{u}) \right)^{1/p} \quad (2)$$

式中: w_i 表示权重向量; $\sigma_i(\mathbf{u})$ 表示图像矩阵 \mathbf{u} 的第 i 大的特征值; r 表示 \mathbf{u} 的行数; $0 < p \leq 1$ 。

2 基于逐块局部最大梯度和低秩的图像盲去模糊方法

2.1 联合图像先验去模糊模型

本小节将介绍所提出的逐块局部最大梯度(PLMG)先验,并通过数学推导验证其在去模糊过程中的有效性。之后,将PLMG先验以及加权Schatten-1/2范数约束的图像低秩先验作为联合图像先验带入到MAP框架中。经典的MAP框架可表示为

$$\{\hat{\mathbf{u}}, \hat{\mathbf{h}}\} = \arg \min_{\mathbf{u}, \mathbf{h}} \{ \|\mathbf{u} \otimes \mathbf{h} - \mathbf{v}\|^2 + \xi \varphi(\mathbf{u}) + \tau \psi(\mathbf{h}) \} \quad (3)$$

式中:第1项为数据保真项;第2项 $\varphi(\mathbf{u})$ 和第3项 $\psi(\mathbf{h})$ 分别为图像 \mathbf{u} 和模糊核 \mathbf{h} 的正则项; ξ 和 τ 分别为 $\varphi(\mathbf{u})$ 和 $\psi(\mathbf{h})$ 的权重参数,且都大于0。

2.1.1 逐块局部最大梯度先验 将模糊图像 \mathbf{u} 从上至下、从左到右依次划分为 k 个不重叠的图像块,设置块的尺寸为 $a \times a$,可得到 $k = \lceil m/a \rceil \times \lceil n/a \rceil$,其中 m 和 n 分别表示图像矩阵 \mathbf{u} 的行数和列数。 $f_{\text{PLMG}}(\mathbf{u})$ 是图像的逐块局部最大梯度矩阵,本文将 $f_{\text{PLMG}}(\mathbf{u})$ 定义为

$$f_{\text{PLMG}}(\mathbf{u}) = \max_{c \in \{r, g, b\}} \left(\max_{(x, y) \in \Omega_i} |\mathbf{Vu}^c(y)| \right) \quad (4)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, k$; x 和 y 代表图像中像素点的位置; Ω_i 代表图像块集合中以 x 像素点为中心的第 i 个图像块; \mathbf{u}^c 表示图像 \mathbf{u} 的 c 颜色通道。本文观察到,清晰图像块的逐块局部最大梯度会随着模糊过程而变小,如图1所示。



图1 模糊图像和清晰图像的逐块局部最大梯度

Fig.1 Patch-wise local maximum gradient image of blurred image and sharp image

为了验证PLMG先验在图像去模糊过程中的有效性,进行推导

$$\begin{aligned} \max_{(x, y) \in \Omega_i} |\mathbf{Vv}(y)| &= \max_{(x, y) \in \Omega_i} (|\mathbf{Vu}(y) \otimes \mathbf{h}|) = \\ &= \max_{(x, y) \in \Omega_i} |\mathbf{Vu}(y) \otimes \mathbf{h}| \leq \\ \max_{(x, y) \in \Omega_i} \left| \mathbf{Vu}(y) \sum_{z \in \Omega_i} \mathbf{h}(z) \right| &= \max_{(x, y) \in \Omega_i} |\mathbf{Vu}(y)| \quad (5) \end{aligned}$$

等式右边的第2步到第3步的推导可以由杨氏卷积不等式证明。由模糊核的归一化属性可知, $\sum_{z \in \Omega_i} \mathbf{h}(z) = 1$ 。

由于图像先验需要 $\|\varphi(\mathbf{u})\|_p \leq \|\varphi(\mathbf{v})\|_p$ 代入到传统去模糊框架中才能有效,本文进一步转化PLMG先验。对图像进行灰度化处理,并转化为双精度类型,于是图像的像素值区间由 $[0, 255]$ 转变为 $[0, 1]$,图像水平或垂直方向的梯度绝对值也在区间 $[0, 1]$ 内。采取直接相加的方式计算水平和垂直方向的图像梯度绝对值,因此图像梯度绝对值最大为2,PLMG先验转化为

$$2 - f_{\text{PLMG}}(\mathbf{u}) \leq 2 - f_{\text{PLMG}}(\mathbf{v}) \quad (6)$$

将 $2 - f_{\text{PLMG}}(\mathbf{u})$ 作为正则项,并施加 L_0 范数约束,即可作为一个有效的图像先验知识带入到传统 MAP 图像盲去模糊框架中。

2.1.2 联合图像先验 本文对于 Schatte- p 范数中的 p 设置为 $1/2$ 。PLMG 先验与 LMG 先验一样,可以拆分为 3 个线性算子进行计算,令 $\mathbf{P} = \mathbf{M}\mathbf{A}\mathbf{V}$, 可得 $f_{\text{PLMG}}(\mathbf{u}) = \mathbf{P}\mathbf{u} = \mathbf{M}\mathbf{A}\mathbf{V}\mathbf{u}$ 。本文提出的联合先验定义为

$$\varphi(\mathbf{u}) = \|\mathbf{2} - \mathbf{f}_{\text{PLMG}}(\mathbf{u})\|_0 + \|\mathbf{u}\|_{\mathbf{w}, \mathbf{S}_p}^{1/2} \quad (7)$$

将所提出的联合图像先验 $\varphi(\mathbf{u})$ 融入到传统的 MAP 框架中,得到目标函数

$$\begin{aligned} \{\hat{\mathbf{u}}, \hat{\mathbf{h}}\} = \arg \min_{\mathbf{u}, \mathbf{h}} (& \|\mathbf{u} \otimes \mathbf{h} - \mathbf{v}\|^2 + \\ & \mu \|\mathbf{V}\mathbf{u}\|_0 + \eta \|\mathbf{u}\|_{\mathbf{w}, \mathbf{S}_p}^{1/2} + \lambda \|\mathbf{2} - \\ & \mathbf{f}_{\text{PLMG}}(\mathbf{u})\|_0 + \tau \|\mathbf{h}\|^2) \end{aligned} \quad (8)$$

式中:第 1 项保证了恢复图像和模糊核的卷积与模糊图像相似;第 2 项用来去除图像在复原过程中不重要的细节信息,通常对 $\mathbf{V}\mathbf{u}$ 进行 L_0 范数规范;第 3 项是加权 Schatte- $1/2$ 约束的图像低秩先验项;第 4 项为本文提出的逐块局部最大梯度先验项;第 5 项是关于模糊核的正则项, L_2 范数对于去除高斯噪声是最佳的,还可以采用快速傅立叶变换(FFT)^[18] 使计算变得简便; μ, λ, η 和 τ 是正权重参数。本文采用交替迭代的方法来求解图像 \mathbf{u} 和模糊核 \mathbf{h}

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{u}} = \arg \min_{\mathbf{u}} (& \|\mathbf{u} \otimes \mathbf{h} - \mathbf{v}\|^2 + \\ & \lambda \|\mathbf{2} - \mathbf{f}_{\text{PLMG}}(\mathbf{u})\|_0 + \mu \|\mathbf{V}\mathbf{u}\|_0 + \eta \|\mathbf{u}\|_{\mathbf{w}, \mathbf{S}_p}^{1/2}) \end{aligned} \quad (9)$$

$$\hat{\mathbf{h}} = \arg \min_{\mathbf{h}} (\|\mathbf{u} \otimes \mathbf{h} - \mathbf{v}\|^2 + \tau \|\mathbf{h}\|^2) \quad (10)$$

2.2 潜在图像 \mathbf{u} 估计

在更新潜在图像 \mathbf{u} 的过程中,由于目标函数存在非凸的 L_0 约束项,直接求解非凸问题是非常繁琐的。为了处理 L_0 约束项,本文引入辅助变量 \mathbf{l}, \mathbf{g} 和 \mathbf{q} , 其中: \mathbf{l} 对应逐块局部最大梯度约束项 $2 - f_{\text{PLMG}}(\mathbf{u})$; \mathbf{g} 对应图像梯度 $\mathbf{V}\mathbf{u}$; \mathbf{q} 对应图像 \mathbf{u} 。目标函数更改为

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{u}, \mathbf{l}, \mathbf{g}, \mathbf{q}} (& \|\mathbf{T}_h \mathbf{u} - \mathbf{v}\|^2 + \alpha \|\mathbf{2} - \mathbf{P}\mathbf{u} - \mathbf{l}\|^2 + \\ & \beta \|\mathbf{V}\mathbf{u} - \mathbf{g}\|^2 + \gamma \|\mathbf{u} - \mathbf{q}\|^2 + \lambda \|\mathbf{l}\|_0 + \\ & \mu \|\mathbf{g}\|_0 + \eta \sum_{i=1}^r \mathbf{w}_i \sqrt{\sigma_i(\mathbf{q})}) \end{aligned} \quad (11)$$

式中: α, β 和 γ 是大于 0 的权重参数,当它们趋于无穷大时,式(11)的解接近于式(9)的解; \mathbf{T}_h 是模糊核 \mathbf{h} 的 Toeplitz 矩阵。式(11)可以用交替方向乘子法分别更新 $\mathbf{u}, \mathbf{l}, \mathbf{g}$ 和 \mathbf{q} 的方式求解。当固定 \mathbf{l}, \mathbf{g} 和 \mathbf{q}

时, \mathbf{u} 的求解方式为

$$\min_{\mathbf{u}} (\|\mathbf{T}_h \mathbf{u} - \mathbf{v}\|^2 + \alpha \|\mathbf{2} - \mathbf{P}\mathbf{u} - \mathbf{l}\|^2 + \beta \|\mathbf{V}\mathbf{u} - \mathbf{g}\|^2 + \gamma \|\mathbf{u} - \mathbf{q}\|^2) \quad (12)$$

由于矩阵 \mathbf{P} 尺寸过大,引入辅助变量 \mathbf{d} , 将式(12)转换为

$$\min_{\mathbf{u}, \mathbf{d}} (\|\mathbf{T}_h \mathbf{u} - \mathbf{v}\|^2 + \alpha \|\mathbf{2} - \mathbf{P}\mathbf{d} - \mathbf{l}\|^2 + \beta \|\mathbf{V}\mathbf{u} - \mathbf{g}\|^2 + \gamma \|\mathbf{u} - \mathbf{q}\|^2 + \zeta \|\mathbf{u} - \mathbf{d}\|^2) \quad (13)$$

同样地,对于式(13)也可以采用交替方向乘子法进行求解。潜在图像 \mathbf{u} 的最终解为

$$\hat{\mathbf{u}} = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\overline{\mathcal{F}}(\mathbf{h})\mathcal{F}(\mathbf{v}) + \gamma\mathcal{F}(\mathbf{q}) + \zeta\mathcal{F}(\mathbf{d}) + \beta\mathcal{F}_G}{\overline{\mathcal{F}}(\mathbf{h})\mathcal{F}(\mathbf{h}) + \beta\overline{\mathcal{F}}(\mathbf{V})\mathcal{F}(\mathbf{V}) + \gamma + \zeta} \right) \quad (14)$$

式中: \mathcal{F} 和 \mathcal{F}^{-1} 为傅里叶变换和逆变换; $\overline{\mathcal{F}}$ 为共轭运算符; $\mathcal{F}_G = \overline{\mathcal{F}}(\mathbf{V}_h)\mathcal{F}(\mathbf{g}_h) + \overline{\mathcal{F}}(\mathbf{V}_v)\mathcal{F}(\mathbf{g}_v)$ 。

固定 \mathbf{u} , 式(13)中 \mathbf{d} 的求解方式为

$$\min_{\mathbf{d}} (\alpha \|\mathbf{2} - \mathbf{P}\mathbf{d} - \mathbf{l}\|^2 + \zeta \|\mathbf{u} - \mathbf{d}\|^2) \quad (15)$$

式(15)通过二范数求导,令等式为 0, 得到

$$2\alpha\mathbf{P}^T(\mathbf{2} - \mathbf{P}\mathbf{d} - \mathbf{l}) + 2\zeta(\mathbf{u} - \mathbf{d}) = 0 \quad (16)$$

得到

$$\hat{\mathbf{d}} = \frac{\alpha\mathbf{P}^T(\mathbf{2} - \mathbf{l}) + \zeta\mathbf{u}}{\alpha\mathbf{P}^T\mathbf{P} + \zeta} \quad (17)$$

当 \mathbf{u} 固定时,式(11)中 \mathbf{l}, \mathbf{g} 和 \mathbf{q} 的求解方式为

$$\min_{\mathbf{l}} (\alpha \|\mathbf{2} - \mathbf{P}\mathbf{u} - \mathbf{l}\|^2 + \lambda \|\mathbf{l}\|_0) \quad (18a)$$

$$\min_{\mathbf{g}} (\beta \|\mathbf{V}\mathbf{u} - \mathbf{g}\|^2 + \mu \|\mathbf{g}\|_0) \quad (18b)$$

$$\min_{\mathbf{q}} (\gamma \|\mathbf{q} - \mathbf{u}\|^2 + \eta \sum_{i=1}^r \mathbf{w}_i \sqrt{\sigma_i(\mathbf{q})}) \quad (18c)$$

式(18)中的前两个式子都是 element-wise 的极小化问题,求得 \mathbf{l} 和 \mathbf{g} 的解为

$$\hat{\mathbf{l}} = \begin{cases} 0, & |\mathbf{2} - \mathbf{P}\mathbf{u}|^2 < \frac{\lambda}{\alpha} \\ \mathbf{2} - \mathbf{P}\mathbf{u}, & |\mathbf{2} - \mathbf{P}\mathbf{u}|^2 \geq \frac{\lambda}{\alpha} \end{cases} \quad (19)$$

$$\hat{\mathbf{g}} = \begin{cases} 0, & |\mathbf{V}\mathbf{u}|^2 < \frac{\mu}{\beta} \\ \mathbf{V}\mathbf{u}, & |\mathbf{V}\mathbf{u}|^2 \geq \frac{\mu}{\beta} \end{cases} \quad (20)$$

对于 \mathbf{q} 的求解,首先定义权重向量 \mathbf{w} 为

$$\mathbf{w}_j = 2\sqrt{2n}/(\sqrt{\sigma_j(\hat{\mathbf{u}}_i)} + \omega) \quad (21)$$

式中: n 为相似图像块的数量; σ_j 为 $\hat{\mathbf{u}}_i$ 的第 j 个奇异值; ω 是一个无穷小参数,在实验时将其设置为 10^{-12} 。式(18c)可以转化为独立的非凸权重 $L_{1/2}$ 范数子问题

$$\min_{\sigma_1, \dots, \sigma_r} \sum_{i=1}^r ((\delta_i - \sigma_i)^2 + \eta w_i \sqrt{\sigma_i}) \quad (22)$$

式中 δ_i 为 \mathbf{u} 的第 i 个奇异值。采用广义软阈值^[19]方法求解式(22)

$$\hat{\mathbf{q}} = \mathbf{U} \text{diag}[S_p^{\text{GST}}(\boldsymbol{\Sigma}_u; \eta w_i)] \mathbf{V}^T \quad (23)$$

式中: \mathbf{U} 和 \mathbf{V} 是 \mathbf{u} 的 SVD 分解正交矩阵; $\mathbf{u} = \mathbf{U} \boldsymbol{\Sigma}_u \mathbf{V}^T$; $\boldsymbol{\Sigma}_u$ 是奇异值对角矩阵。算法 1 给出了求解式(9)的主要过程。

算法 1 估计潜在图像 \mathbf{u}

输入: 模糊图像 \mathbf{v} 和初始模糊核 \mathbf{h}

1 $\mathbf{u} \leftarrow \mathbf{v}, \mathbf{h} \leftarrow \mathbf{h}_0, \alpha \leftarrow 2\lambda$

2 repeat

3 计算逐块局部最大梯度算子 \mathbf{P} ;

4 利用式(19)求解 \mathbf{l} ;

5 $\beta \leftarrow 2\eta$;

6 repeat

7 利用式(20)求解 \mathbf{g} ;

8 利用式(23)求解 \mathbf{q} ;

9 $\gamma \leftarrow 2\mu$;

10 repeat

11 利用式(17)求解 \mathbf{d} ;

12 利用式(14)求解 \mathbf{u} ;

13 update $\gamma \leftarrow 2\gamma$;

14 until $\gamma > \gamma_{\max}$;

15 update $\beta \leftarrow 2\beta$;

16 until $\beta > \beta_{\max}$;

17 update $\alpha \leftarrow 2\alpha$;

18 until $\alpha > \alpha_{\max}$;

输出: 中间潜在图像 \mathbf{u}

2.3 模糊核 \mathbf{h} 估计

固定了 \mathbf{u} 之后, 根据文献[6]的方法, 使用梯度信息而不是像素值能得到更精确的模糊核, 并且在

计算方面开销更小。因此, 利用图像梯度来进行模糊核估计

$$\min_{\mathbf{h}} (\| \nabla \mathbf{u} \otimes \mathbf{h} - \nabla \mathbf{v} \|^2 + \tau \| \mathbf{h} \|^2) \quad (24)$$

可以采用 FFT 快速求解式(24)。由于去模糊过程中, 模糊核需要满足 $h(z) \geq 0$ 和 $\sum_{z \in \Omega_i} h(z) = 1$, 所以本文在计算得到 \mathbf{h} 后, 将负值元素置为 0, 并进行归一化。

2.4 本文方法

在代码的执行过程中, 为方便计算, 若输入的模糊图像 \mathbf{u} 为彩色图像, 则将图像进行灰度化处理, 之后直接进行逐块局部最大操作。在估计出最终的模糊核之后, 由于最后一次单尺度去模糊得到的潜在图像缺少一定的细节, 因此需要利用最后一次单尺度去模糊得到的模糊核与初始模糊图像进行非盲去模糊得到最终的清晰图像。本文使用了 Zhang 等的方法^[20], 将超拉普拉斯先验与增广拉格朗日总变差 $-L_2$ 方法结合起来, 既能在恢复图像的过程中保留大量纹理细节, 又能去除振铃伪影, 使复原出的图像效果更好。

本文采用的多尺度去模糊方法框架如图 2 所示。首先要先初始化, 若输入图像是彩色图像, 则将其进行灰度化和归一化, 便于后面的计算。之后进行降采样操作, 根据模糊核尺寸计算出降采样次数, 逐层构建图像金字塔。图像金字塔有 7 层, 由灰度化的模糊图像开始, 降采样 6 次分别生成 $\{\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_7\}$, 其中 \mathbf{u}_7 是初始的灰度图像。从 \mathbf{u}_1 也就是最小一级的降采样图像开始, 与初始化的模糊核 \mathbf{h}_1 进行单尺度盲去模糊得到粗糙的模糊核, 再对该模糊核进行归一化与上采样操作得出下一个单尺度盲去模糊中使用的模糊核 \mathbf{h}_2 。在执行第 7 次单尺度方法之后, 得出的模糊核即为最终估计出的模糊核,

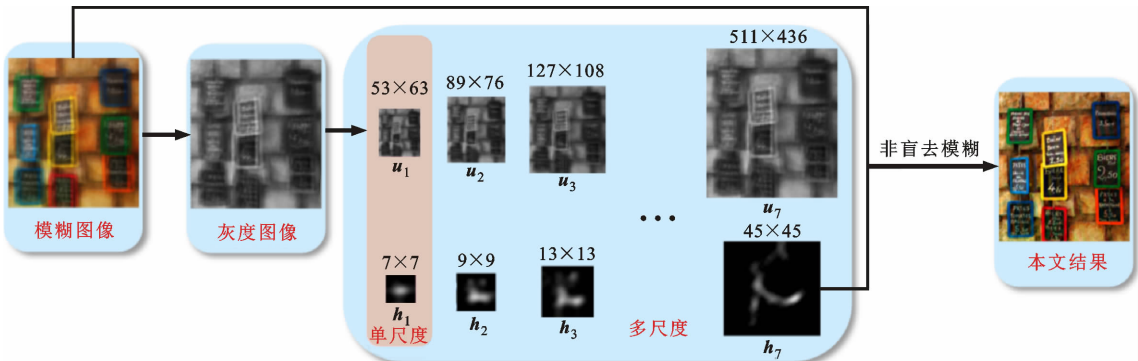


图 2 多尺度去模糊方法框架

Fig. 2 Framework of multi-scale deblurring method

然后与初始模糊图像进行本文采用的非盲去模糊方法得到清晰图像。

3 实验结果及分析

在 Köhler 等^[21]、Levin 等^[22]、Lai 等^[23] 的共 3 个合成数据集以及 Lai 等^[7]、Pan 等^[9] 的共 2 个自然模糊数据集上进行了实验,并与 7 种近年效果优秀的图像盲去模糊方法进行了比较。由于实验数量较大,本文只给出部分实验结果进行直观比较。采用峰值信噪比 $r_{sn,p}$ 、结构相似性 s_{sim} 以及累计错误率 r_{ce} 共 3 种指标来进行去模糊结果和模糊核估计的客观质量评价。

3.1 参数设置

本文方法主要有 5 个参数 $\lambda, \mu, \gamma, \tau, \alpha_{max}$ 。其中, $\lambda = \mu = \eta = 4 \times 10^{-3}, \tau = 2, \alpha_{max} = 10^6$ 。图像金字塔的层数,即降采样的次数,根据预设的模糊核尺寸进行计算。在单尺度层面,由于需要兼顾方法的精度与速度,本文对单尺度中 u 和 h 的交替迭代次数设置为 5。

为了选取计算逐块局部最大梯度算子的图像块尺寸,在 Köhler 等数据集^[21] 上对 $5 \times 5, 15 \times 15, 25 \times 25, 35 \times 35$ 像素共 4 个图像块尺寸进行了实验,结果表明,在该数据集上所有结果的 $r_{sn,p}$ 平均值分别为 29.25、30.07、29.73、29.58。因此,最终选取图像块尺寸为 15×15 像素。

3.2 合成数据集实验结果

Levin 等数据集^[22] 包含 4 幅地真图像与 8 个不同的模糊核,以及生成的 32 幅模糊图像。该数据集通过锁定三脚架的 Z 轴旋转手柄,并同时松开 X 轴和 Y 轴手柄,捕获均匀模糊的模糊图像。本文将估计得到的模糊核去模糊误差与真实模糊核去模糊误差计算比值得到错误率。对于每幅清晰图像,错误率越低代表恢复性能越好;对于每个错误率,成功率越高越好。在 Levin 等数据集^[22] 上进行实验,并与 Pan 等^[9]、Yan 等^[10]、Chen 等^[15]、Cho 等^[24]、Liu 等^[25]、Jin 等^[26] 的共 6 个方法进行了比较,结果如图 3 所示。可以看出,本文方法在性能上优于以往最先进的几种方法,在错误率较低的时候成功率已经在几种方法中最高,且在错误率为 3 时已经有 100% 的成功率。

Köhler 等数据集^[21] 包含 4 幅地真图像和 12 个模糊核,以及生成的 48 幅模糊图像。与以往基准数据集对各个指标进行评估的方式不同,该数据集对于每一幅地真图像,将其沿着不同的相机运动轨迹

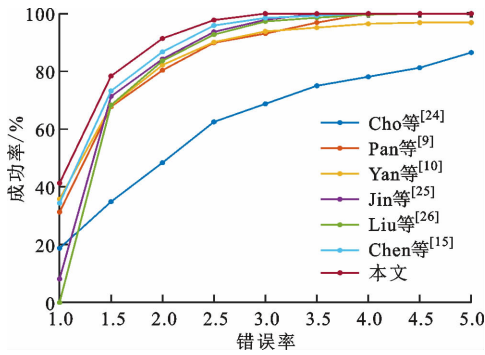
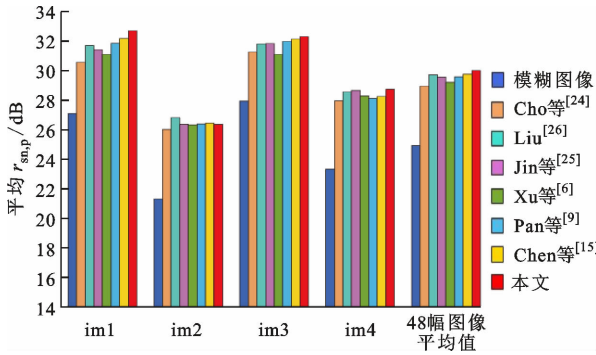


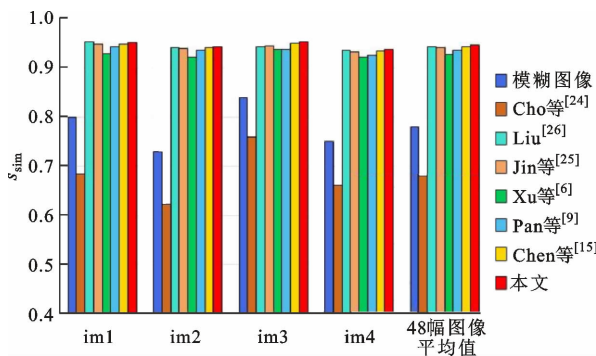
图 3 在 Levin 等数据集^[22] 上的错误率

Fig. 3 Error ratio on the dataset of Levin et al. ^[22]

平移生成 199 幅不同位置的地真图像,并将不同方法对 48 幅模糊图像进行复原得到的清晰图像与相对应的 199 幅图像进行评估,选取其中的最优值作为这幅模糊图像的最终定量指标。本文采取该方式对各个方法复原的图像进行评估。在 Köhler 等数据集^[21] 上进行实验,并与 Xu 等^[6]、Pan 等^[9]、Chen 等^[15]、Cho 等^[24]、Liu 等^[25]、Jin 等^[26] 的共 6 个方法进行比较,结果如图 4 所示。可以看出,本文方法相对于其他方法在 $r_{sn,p}$ 和 s_{sim} 上有一定提升。



(a) 平均 $r_{sn,p}$



(b) 平均 s_{sim}

图 4 在 Köhler 等数据集^[21] 上的平均 $r_{sn,p}$ 与 s_{sim}

Fig. 4 Average $r_{sn,p}$ and s_{sim} values on the dataset of Köhler et al. ^[21]

Köhler 等数据集^[21]中的一幅模糊图像实验结果如图 5 所示。可以看出:本文方法性能更优,在细节纹理的恢复方面有较好的效果;本文方法估计出

的模糊核与初始的模糊核更为贴近,且没有多余的白色轨迹。模糊核中白色轨迹的本质是相机的抖动轨迹,一般是连续的并且没有多余的白色瑕疵。



图 5 在 Köhler 等数据集^[21]上的实验结果

Fig. 5 Experimental results on the dataset of Köhler et al.^[21]

3.3 自然数据集实验结果

在 Lai 等^[7]、Pan 等^[9]的两个自然数据集进行实验,并与 Pan 等^[9]、Chen 等^[15]、Liu 等^[25]的这 3 个最先进的方法进行比较。选取有代表性 Woman 和 Fountain 图像进行去模糊效果展示, Woman 和

Fountain 图像分别选自 Pan 等^[9]和 Lai 等数据集^[7],结果如图 6 所示。可以看出:本文方法恢复出的清晰图像效果较好,有较少的振铃效应并保留了大多数细节,具有比较高的稳定性;本文方法估计出的模糊核更为精确,没有多余的白色轨迹。

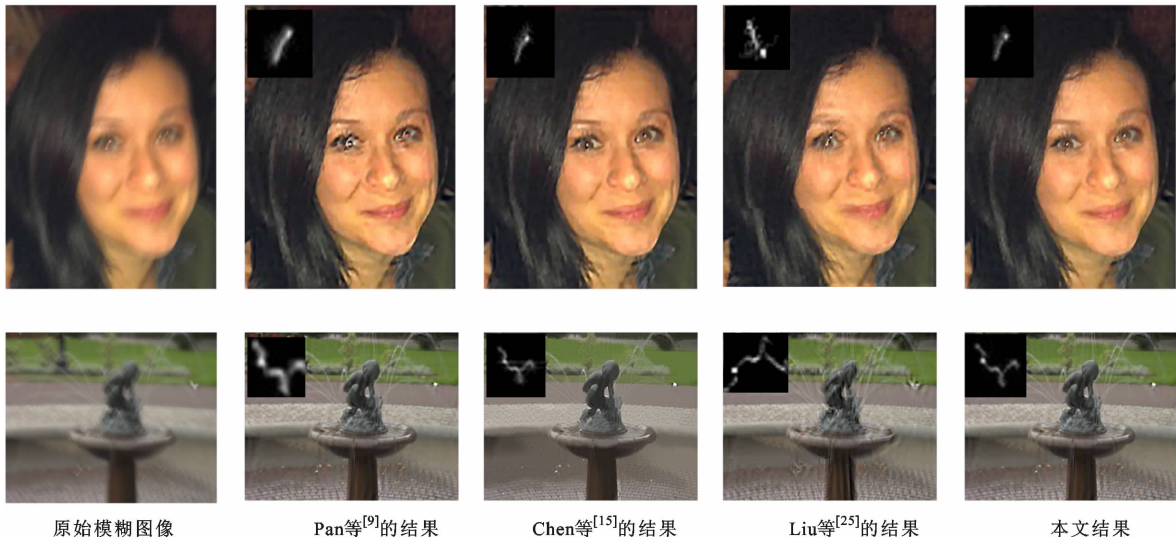


图 6 Woman 和 Fountain 图像的去模糊结果

Fig. 6 Deblurring results of Woman and Fountain images

3.4 方法分析

3.4.1 低秩优势 Lai 等数据集^[23]通过随机采样的 6D 相机轨迹生成均匀模糊核,然后使用具有 1% 高斯噪声的卷积模型来合成均匀模糊图像。在该数据集上进行实验,并与 Pan 等^[9]、Chen 等^[15]、Liu 等^[25]、PLMG 方法、本文 PLMG- S_p 方法进行比较,部分结果如图 7 所示。可以看出,PLMG- S_p 方法

对于潜在图像的纹理恢复更好,得到的模糊核没有出现斑驳的白色轨迹,说明本文方法估计出的模糊核更加精确。这是由于使用了低秩先验可以保留图像中的强边缘信息并能够减少噪声信息对图像去模糊过程中的不利影响^[14],以达到更好的去模糊效果。表 1 是各方法处理图 7 图像得到的 $r_{sn,p}$ 与 s_{sim} ,可以看出,本文方法拥有更出色的去模糊效果。

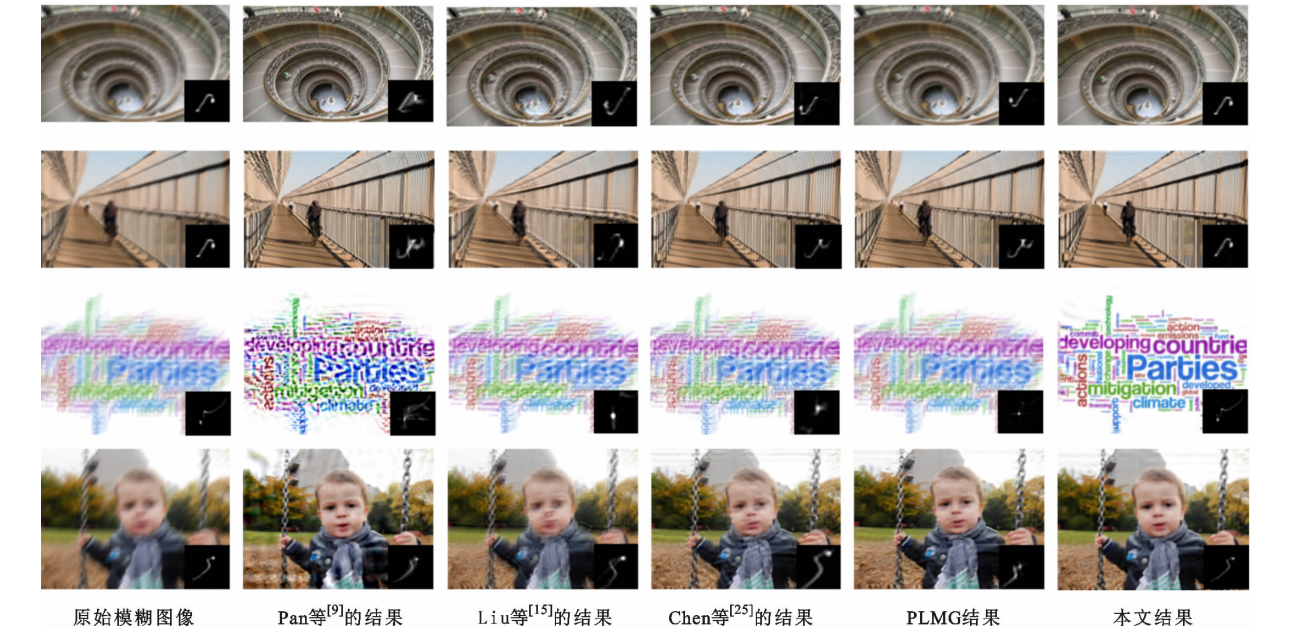


图 7 验证低秩正则化项有效性的实验结果

Fig. 7 Experimental results verifying effectiveness of low-rank regularization terms

表 1 在 Lai 等数据集^[23]上的 $r_{sn,p}$ 和 s_{sim}

Table 1 $r_{sn,p}$ and s_{sim} values on the dataset of Lai et al.^[23]

方法	img1		img2		img3		img4	
	$r_{sn,p}/\text{dB}$	s_{sim}	$r_{sn,p}/\text{dB}$	s_{sim}	$r_{sn,p}/\text{dB}$	s_{sim}	$r_{sn,p}/\text{dB}$	s_{sim}
Pan 等 ^[9]	17.52	0.484 5	12.40	0.382 2	16.90	0.462 5	12.31	0.390 1
Chen 等 ^[15]	18.36	0.547 1	14.25	0.437 5	17.55	0.468 5	13.85	0.458 4
Liu 等 ^[24]	18.13	0.521 5	14.68	0.449 6	17.18	0.463 9	13.76	0.456 0
PLMG	18.30	0.539 3	14.45	0.439 0	17.29	0.466 1	13.64	0.455 0
PLMG- S_p	19.53	0.574 1	14.82	0.452 8	17.12	0.465 3	14.28	0.481 0

注:表中加粗项为最优值。

3.4.2 运行时间 各方法在图 6 两幅图像上的运行时间如表 2 所示。可以看出:PLMG 方法在时间

上相比 Pan 等^[9]、Chen 等^[15]、Liu 等^[25]的方法有明显优势,但是去模糊性能方面并未有提升;加入了低

表 2 各方法的运行时间对比

Table 2 Running time comparison of each algorithm

图像	运行时间/s							
	图像尺寸/像素	Pan 等 ^[9]	Yan 等 ^[10]	Chen 等 ^[15]	Cho 等 ^[24]	Liu 等 ^[25]	PLMG	PLMG- S_p
Woman	284×365	193.8	142.7	87.7	16.7	177.2	65.4	93.9
Fountain	771×513	706.2	291.5	337.2	28.8	652.8	164.7	258.6

秩正则化项后的 PLMG- S_p 方法运行时间相比 Pan 等^[9]、Yan 等^[10]、Liu 等^[25]的方法的有一定减少,同时仍能保持不错的去模糊效果;Cho 等^[24]的方法所公布的代码是用 C 语言编写,而其他方法都是用 MATLAB 编写,因此该方法时间较短,但去模糊效果不佳。

4 结 论

(1)本文提出了一种基于逐块局部最大梯度先验和低秩先验的多尺度图像盲去模糊方法。从直观和理论两个方面分析了 PLMG 先验的正确性,并对其施加 L_0 范数约束作为正则化项。将 PLMG 拆分为 3 个简单的算子以替代复杂的直接求局部梯度块最大值的过程。将 PLMG 先验与低秩先验作为联合先验融入到 MAP 去模糊框架中进行计算。

(2)本文利用了高效的交替方向乘子法以及半二次方分裂法,使得公式分裂出的子公式都能得到闭合解。由于对 Schatte-1/2 范数约束的低秩正则化项直接求解计算量很大,本文将其转化为 r 个独立的非凸权重子问题,然后使用广义软阈值方法进行求解。

(3)本文在 3 个合成数据集以及 2 个真实数据集上进行了实验,实验结果表明,本文方法在保证一定运算时间的情况下,可以更准确地估计模糊核,且能够有效抑制潜在图像的振铃效应并保留大多细节,使得恢复的图像具有更好的表现。

参考文献:

- [1] 黄正源, 谢维成, 黄化入, 等. 图像运动模糊还原技术综述 [J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(24): 28-34.
HUANG Zhengyuan, XIE Weicheng, HUANG Hua-ru, et al. Overview of motion deblurring techniques for images [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(24): 28-34.
- [2] 王杨, 张鑫, 许闪闪, 等. 基于维纳滤波器和生成对抗网络的动态模糊图像处理方法 [J]. 计算机系统应用, 2019, 28(4): 145-150.
WANG Yang, ZHANG Xin, XU Shanshan, et al. Dynamic fuzzy image processing based on Wiener filter and generative adversarial networks [J]. Computer Systems & Applications, 2019, 28(4): 145-150.
- [3] 张建国, 拓洋洋, 蒋瑞娇, 等. Richardson-Lucy 算法在模糊图像复原中的改进 [J]. 计量学报, 2020, 41(2): 153-158.
ZHANG Jianguo, TA Yangyang, JIANG Ruijiao, et al. Improvement of the Richardson-Lucy algorithm in blurred image restoration [J]. Acta Metrologica Sinica, 2020, 41(2): 153-158.
- [4] ZHUANG Peixian, DING Xinghao, DUAN Jinming. Subspace-based non-blind deconvolution [J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2019, 16(4): 2202-2218.
- [5] MICHAELI T, IRANI M. Blind deblurring using internal patch recurrence [C]// Proceedings of the 13th European Conference on Computer Vision (ECCV). Cham, Germany: Springer, 2014: 783-798.
- [6] XU Li, ZHENG Shicheng, JIA Jiaya. Unnatural L_0 sparse representation for natural image deblurring [C]// Proceedings of the 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2013: 1107-1114.
- [7] LAI Weisheng, DING Jian-jiun, LIN Yenyu, et al. Blur kernel estimation using normalized color-line priors [C]// Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 64-72.
- [8] LIU Jun, YAN Ming, ZENG Tiejong. Surface-aware blind image deblurring [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 43(3): 1041-1055.
- [9] PAN Jinshan, SUN Deqing, PFISTER H, et al. Blind image deblurring using dark channel prior [C]// Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 1628-1636.
- [10] YAN Yanyang, REN Wenqi, GUO Yuanfang, et al. Image deblurring via extreme channels prior [C]// Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2017: 6978-6986.
- [11] WEN Fei, YING Rendong, LIU Yipeng, et al. A simple local minimal intensity prior and an improved algorithm for blind image deblurring [J/OL]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology [2021-02-01]. <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=9241002>.
- [12] 黄文君, 李杰, 齐春. 低秩与字典表达分解的浓雾霾场景图像去雾算法 [J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(4): 118-125.
HUANG Wenjun, LI Jie, QI Chun. A defogging algorithm for dense fog images via low-rank and dictionary expression decomposition [J]. Journal of Xi'an Jiao-

- tong University, 2020, 54(4): 118-125.
- [13] 彭天奇, 禹晶, 肖创柏. 基于跨尺度低秩约束的图像盲解卷积算法 [J/OL]. 自动化学报 [2021-02-01]. <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190845>.
PENG Tianqi, YU Jing, XIAO Chuangbai. Blind image deconvolution via cross-scale low rank prior [J/OL]. Acta Automatica Sinica [2021-02-01]. <https://doi.org/10.16383/j.aas.c190845>.
- [14] REN Wenqi, ZHANG Jiawei, MA Lin, et al. Deep non-blind deconvolution via generalized low-rank approximation [J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2018, 31: 297-307.
- [15] CHEN Liang, FANG Faming, WANG Tingting, et al. Blind image deblurring with local maximum gradient prior [C]// Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2019: 1742-1750.
- [16] GU Shuhang, XIE Qi, MENG Deyu, et al. Weighted nuclear norm minimization and its applications to low level vision [J]. International Journal of Computer Vision, 2017, 121(2): 183-208.
- [17] XIE Yuan, GU Shuhang, LIU Yan, et al. Weighted Schatten p -norm minimization for image denoising and background subtraction [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(10): 4842-4857.
- [18] BAI Yuanchao, JIA Huizhu, JIANG Ming, et al. Single-image blind deblurring using multi-scale latent structure prior [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2020, 30(7): 2033-2045.
- [19] ZUO Wangmeng, REN Dongwei, ZHANG D, et al. Learning iteration-wise generalized shrinkage-thresholding operators for blind deconvolution [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(4): 1751-1764.
- [20] ZHANG Xinxin, WANG Ronggang, TIAN Yonghong, et al. Image deblurring using robust sparsity priors [C]// Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2015: 138-142.
- [21] KÖHLER R, HIRSCH M, MOHLER B, et al. Recording and playback of camera shake: benchmarking blind deconvolution with a real-world database [C]// Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision (ECCV). Cham, Germany: Springer, 2012: 27-40.
- [22] LEVIN A, WEISS Y, DURAND F, et al. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms [C]// Proceedings of the 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2009: 1964-1971.
- [23] LAI Weisheng, HUANG Jiabin, HU Zhe, et al. A comparative study for single image blind deblurring [C]// Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2016: 1701-1709.
- [24] CHO S, LEE S. Fast motion deblurring [J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 28(5): 1-8.
- [25] LIU Yuhang, DONG Wenyong, GONG Dong, et al. Deblurring natural image using super-Gaussian fields [C]// Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision (ECCV). Cham, Germany: Springer, 2018: 467-484.
- [26] JIN Meiguang, ROTH S, FAVARO P. Normalized blind deconvolution [C]// Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision (ECCV). Cham, Germany: Springer, 2018: 694-711.

(编辑 陶晴)