

DOI:10.3969/j.issn.1003-5060.2026.02.017

# 基于加权平均曲率正则化的盲图像去模糊方法

胡守亮, 檀结庆

(合肥工业大学 数学学院, 安徽 合肥 230601)

**摘要:**文章将加权平均曲率正则化项作为隐式边缘选择项,结合相互引导图像滤波实现显式边缘选择的策略,提出一种基于加权平均曲率正则化的盲图像去模糊方法。该方法采用加权平均曲率正则化隐式去除不利结构和中间潜在图像中的细节并保留显著边缘,有利于模糊核估计;在求解去模糊模型时,引入半二次分裂方法和加权平均曲率滤波来优化算法,有效地求解模型。结果表明,该方法在基准数据集和真实的模糊图像上均优于其他去模糊方法。

**关键词:**盲图像去模糊;加权平均曲率;显著边缘选择;相互引导图像滤波;模糊核估计

**中图分类号:**TP391 **文献标志码:**A **文章编号:**1003-5060(2026)02-0248-05

## Blind image deblurring based on weighted mean curvature regularization

HU Shouliang, TAN Jieqing

(School of Mathematics, Hefei University of Technology, Hefei 230601, China)

**Abstract:** In this paper, a blind image deblurring method based on weighted mean curvature regularization is proposed, which combines explicit and implicit salient edge selection strategies, that is, taking weighted mean curvature regularization term as implicit edge selection term, and using mutually guided image filtering to achieve explicit edge selection. The weighted mean curvature regularization method is used to remove the unfavorable structure and the details in the intermediate potential image, and preserve the salient edges, which is conducive to blur kernel estimation. In addition, the half-quadratic splitting method and weighted mean curvature filter are used for algorithm optimization to approximate the model effectively. Experiments show that the proposed method is superior to other blind deblurring methods on both benchmark datasets and real-world blurry images.

**Key words:** blind image deblurring; weighted mean curvature; salient edge selection; mutually guided image filtering; blur kernel estimation

## 0 引 言

图像去模糊在计算机视觉领域中扮演着至关重要的角色,可以从已经模糊的图像中恢复出较为清晰的且感官上令人满意的高质量图像。但盲图去模糊在建模和优化过程中存在一些问题有待进一步优化,本文为了解决上述问题,从退化的观测结果(即模糊图像)中恢复潜在的清晰图像  $I$  和

模糊核  $K$ ,这一过程被建模为:

$$B = I \otimes K + \epsilon \quad (1)$$

其中: $B$ 、 $I$ 、 $K$ 、 $\epsilon$  分别为模糊后的图像、原始清晰图像、模糊核以及加性噪声,通常假定  $\epsilon$  是加性高斯白噪声; $\otimes$ 表示卷积操作。

本文在求解盲图像去模糊问题上主要采取先估计模糊核后再采用现有的非盲反卷积方法得到去模糊图像,该过程中,模糊核估计起着关键作

收稿日期:2024-04-01;修回日期:2024-06-15

基金项目:国家自然科学基金资助项目(62172135)

作者简介:胡守亮(2000—),男,安徽利辛人,合肥工业大学硕士生;

檀结庆(1962—),男,安徽望江人,博士,合肥工业大学教授,博士生导师,通信作者, E-mail: jieqingtan@126.com.

用。现有的基于优化的方法主要由最大后验(maximum a posterior, MAP)框架<sup>[1-2]</sup>和基于变分贝叶斯(variational Bayes, VB)的方法<sup>[3-4]</sup>作为模糊核估计的标准技术,目前常用的是基于MAP框架,虽然基于VB方法在理论上更具鲁棒性,并保证对足够大的模糊图像更有利于真模糊核,但在实践中求解速度过于缓慢,计算效率低下。

文献[5]介绍了一种基于暗通道先验的去模糊方法,可以很好地对模糊图像数据集进行去模糊,并且有很好的效果;文献[6]对文献[5]方法进行了改进,在暗通道的基础上提出了亮通道,并将两者相结合提出一种极端通道先验方法;文献[7]对暗通道进行了改良,在去模糊过程的卷积采取了不重叠块操作,不会再次对已操作过的凸显区域再进行卷积操作,大大节省了计算时间。

学者们在对边缘选择去模糊方法进行了深入研究,发现这些方法可显式或隐式选择显著边缘并抑制中间潜在图像中的不利结构,即图像纹理和噪声。通常情况下,显式方法公式可表示为:

$$\min_{\mathbf{I}} \{ \|\mathbf{I} \otimes \mathbf{K} - \mathbf{B}\|_2^2 + \alpha \|\nabla \mathbf{I} - \nabla \mathbf{S}\|_2^2 + \beta \Psi(\mathbf{I}) \} \quad (2)$$

$$\min_{\mathbf{K}} \{ \|\nabla \mathbf{S} \otimes \mathbf{K} - \nabla \mathbf{B}\|_2^2 + \gamma \Phi(\mathbf{K}) \} \quad (3)$$

其中: $\mathbf{S}$ 为中间潜在图像 $\mathbf{I}$ 的主要结构; $\alpha, \beta, \gamma$ 为相应的非负参数; $\Psi(\mathbf{I})$ 、 $\Phi(\mathbf{K})$ 分别为对潜在图像与模糊核施加的约束项,通常在显式方法下,基本不考虑 $\Psi(\mathbf{I})$ 项的相关约束,只做简单约束,如文献[8]对图像梯度施加L2范数。

文献[9]提出一种基于曲面感知的盲图像去模糊方法,该方法采用曲面面积公式和图像梯度的L0范数作为正则化项,保留了锐利的边缘,并平滑了不必要的纹理用于模糊核估计,该方法的本质是处理极小曲面问题,并进一步等价于极小化图像曲面的平均曲率;文献[10]考虑将平均曲率作为潜在图像的约束,虽然取得了良好的去模糊效果,但是平均曲率不仅受到几何形状本身的影响,而且还受到采样方法和尺度空间的影响,在实际应用中效果不佳;文献[11]提出的加权平均曲率具有采样和尺度不变性,对于处理具有不同尺度和不同采样率的图像至关重要。在自然图像上,加权平均曲率比平均曲率更加稀疏,作为正则化器更为合适。

基于以上分析,本文选择加权平均曲率和图像梯度作为潜在图像的约束,并将其作为正则化项加入到显式选择显著边缘模型中,可以去除不

希望出现的纹理结构,同时保留图像的主要结构。在求解模型方面,采用加权平均曲率滤波<sup>[11]</sup>进行隐式保留边缘且去除不理想的结构,再通过相互引导图像滤波<sup>[12]</sup>完成结构的提取,实现显式的显著边缘选择,去除中间潜在图像的有害细节。

## 1 加权平均曲率正则化

本节将介绍关于加权平均曲率正则化的概念。在图像处理框架中,将灰度图像 $\mathbf{I}(x, y)$ 嵌入到三维空间中,形成图像曲面 $C(x, y) = (x, y, \mathbf{I}(x, y)) \in \mathbf{R}^3$ ,空间坐标 $(x, y) \in \Omega$ , $\Omega$ 为图像域。

定义1 图像的平均曲率 $H(C)$ 定义如下:

$$H(C) = \frac{(1 + I_x^2)I_{xx} - 2I_x I_y I_{xy} + (1 + I_y^2)I_{yy}}{2(1 + I_x^2 + I_y^2)^{3/2}} \quad (4)$$

其中: $I_x$ 和 $I_y$ 分别为图像在 $x, y$ 方向上的梯度值; $I_{xx}, I_{xy}, I_{yy}$ 分别为二阶梯度值。

定义2 图像的加权平均曲率 $H^w(C)$ 定义如下:

$$H^w(C) = \frac{(1 + I_x^2)I_{xx} - 2I_x I_y I_{xy} + (1 + I_y^2)I_{yy}}{1 + I_x^2 + I_y^2} \quad (5)$$

加权平均曲率实际上是图像梯度加权的平均曲率,即 $H^w(C) = H(C) \|\nabla \mathbf{I}\|_2$ ,因为是数乘关系,所以加权平均曲率会更加稀疏,比平均曲率更适合作为正则化项。

定义3 对于一个图像 $\mathbf{I}$ ,定义其加权平均曲率正则化如下:

$$\mathcal{R}(\mathbf{I}) = \mathcal{R}(C) = \iint_{(x, y) \in \Omega} |H^w(C)| dx dy \quad (6)$$

## 2 去模糊模型建立及求解

本节将所提出的加权平均曲率正则化项加入到传统去模糊模型中,并通过交替恢复潜在图像和模糊核实现图像估计。去模糊模型如下:

$$\min_{\mathbf{I}} \{ \|\mathbf{I} \otimes \mathbf{K} - \mathbf{B}\|_2^2 + \alpha \|\nabla \mathbf{I} - \nabla \mathbf{S}\|_2^2 + \beta \|\nabla \mathbf{I}\|_0 + \delta \mathcal{R}(\mathbf{I}) \} \quad (7)$$

$$\min_{\mathbf{K}} \{ \|\nabla \mathbf{S} \otimes \mathbf{K} - \nabla \mathbf{B}\|_2^2 + \mu \|\mathbf{K}\|_2^2 \} \quad (8)$$

其中: $\alpha, \beta, \delta, \mu$ 为非负的参数; $\nabla$ 为梯度算子; $\mathbf{S}$ 为中间潜在图像 $\mathbf{I}$ 的主要结构。

### 2.1 估计潜在图像 $\mathbf{I}$

本节利用半二次分裂算法来求解式(7),即引入2个变量 $\mathbf{u}$ 和 $\mathbf{g} = (g_h, g_v)$ 分别代替 $\mathbf{I}$ 和 $\nabla \mathbf{I}$ ,其中, $g_h$ 和 $g_v$ 分别为水平方向和垂直方向的梯度

值,则式(7)可以替换为:

$$\min_{\mathbf{I}, \mathbf{u}, \mathbf{g}} \{ \|\mathbf{I} \otimes \mathbf{K} - \mathbf{B}\|_2^2 + \alpha \|\nabla \mathbf{I} - \nabla \mathbf{S}\|_2^2 + \beta \|\mathbf{g}\|_0 + \delta \mathcal{R}(\mathbf{u}) + \beta_1 \|\mathbf{g} - \nabla \mathbf{I}\|_2^2 + \delta_1 \|\mathbf{u} - \mathbf{I}\|_2^2 \} \quad (9)$$

其中,  $\beta_1$  和  $\delta_1$  为正的惩罚参数,模型求解通过交替优化  $\mathbf{I}$ 、 $\mathbf{u}$  和  $\mathbf{g}$ , 固定  $\mathbf{I}$  求  $\mathbf{u}$ 、 $\mathbf{g}$ , 可得:

$$\min_{\mathbf{u}} \{ \delta \mathcal{R}(\mathbf{u}) + \delta_1 \|\mathbf{u} - \mathbf{I}\|_2^2 \} \quad (10)$$

$$\min_{\mathbf{g}} \{ \beta \|\mathbf{g}\|_0 + \beta_1 \|\mathbf{g} - \nabla \mathbf{I}\|_2^2 \} \quad (11)$$

首先,式(10)中  $\mathbf{u}$  的求解可以用以下算法操作。

1) 初始化  $\mathbf{u}^n = \mathbf{I}$ ,  $n=0$ , 并执行循环操作, 循环条件为  $n \leq 50$ 。

2)  $\mathbf{d}_m = \arg \min_i \{ |d_i|; d_i = \mathbf{h}_i * \mathbf{u}, i=1, 2, \dots, 8 \}$ ;  $\mathbf{h}_i$  表示为:

$$\mathbf{h}_1 = \begin{bmatrix} 1/6 & 1/6 & 0 \\ 1/3 & -1 & 0 \\ 1/6 & 1/6 & 0 \end{bmatrix}; \mathbf{h}_2 = \begin{bmatrix} 1/6 & 1/3 & 1/6 \\ 1/6 & -1 & 1/6 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{h}_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1/6 & 1/6 \\ 0 & -1 & 1/3 \\ 0 & 1/6 & 1/6 \end{bmatrix}; \mathbf{h}_4 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 1/6 & -1 & 1/6 \\ 1/6 & 1/3 & 1/6 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{h}_5 = \begin{bmatrix} 1/6 & 1/3 & 1/12 \\ 1/3 & -1 & 0 \\ 1/12 & 0 & 0 \end{bmatrix}; \mathbf{h}_6 = \begin{bmatrix} 1/12 & 1/3 & 1/12 \\ 0 & -1 & 1/3 \\ 0 & 0 & 1/12 \end{bmatrix};$$

$$\mathbf{h}_7 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1/12 \\ 0 & -1 & 1/3 \\ 1/12 & 1/3 & 1/12 \end{bmatrix}; \mathbf{h}_8 = \begin{bmatrix} 1/12 & 0 & 0 \\ 1/3 & -1 & 0 \\ 1/6 & 1/3 & 1/12 \end{bmatrix}.$$

3)  $\mathbf{u}^{n+1} = \mathbf{u}^n + \mathbf{d}_m$ ,  $m=n+1$ 。

但这种操作不考虑数据拟合, 为确保式(7)中总能量不增加, 需要在循环中添加以下条件:

$$\delta_1 (\|\mathbf{u}^{n+1} - \mathbf{I}\|_2^2 - \|\mathbf{u}^n - \mathbf{I}\|_2^2) \leq \delta [\mathcal{R}(\mathbf{u}^n) - \mathcal{R}(\mathbf{u}^{n+1})],$$

如果不满足该条件, 那么直接退出循环。

其次, 对于式(11)来说, 是一个硬阈值问题, 可以直接求解:

$$\mathbf{g} = \begin{cases} \nabla \mathbf{I}, & |\nabla \mathbf{I}| \geq \frac{\beta}{\beta_1}; \\ \mathbf{0}, & \text{其他} \end{cases} \quad (12)$$

最后, 通过求解得到的  $\mathbf{u}$  和  $\mathbf{g}$  来求解  $\mathbf{I}$ , 即

$$\min_{\mathbf{I}} \{ \|\mathbf{I} \otimes \mathbf{K} - \mathbf{B}\|_2^2 + \alpha \|\nabla \mathbf{I} - \nabla \mathbf{S}\|_2^2 + \beta_1 \|\mathbf{g} - \nabla \mathbf{I}\|_2^2 + \delta_1 \|\mathbf{u} - \mathbf{I}\|_2^2 \} \quad (13)$$

式(13)是一个最小二乘问题, 可以使用快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)方法进行求解, 结果为:

$$\mathbf{I} = \mathcal{F}^{-1} \left( \frac{\mathcal{F}(\mathbf{K})\mathcal{F}(\mathbf{B}) + \alpha F_s + \beta_1 F_g + \delta_1 \mathcal{F}(\mathbf{u})}{\mathcal{F}(\mathbf{K})\mathcal{F}(\mathbf{K}) + (\alpha + \beta_1) F_\nabla + \delta_1} \right) \quad (14)$$

其中:  $\mathcal{F}(\cdot)$ 、 $\mathcal{F}^{-1}(\cdot)$ 、 $\overline{\mathcal{F}}(\cdot)$  分别为 FFT、逆 FFT、复共轭操作下的 FFT;  $F_s = \overline{\mathcal{F}}(\nabla_h) \mathcal{F}(\nabla_h \mathbf{S}) + \overline{\mathcal{F}}(\nabla_v) \mathcal{F}(\nabla_v \mathbf{S})$ ,  $F_g = \overline{\mathcal{F}}(\nabla_h) \mathcal{F}(g_h) + \overline{\mathcal{F}}(\nabla_v) \mathcal{F}(g_v)$ ;  $F_\nabla = \overline{\mathcal{F}}(\nabla_h) \mathcal{F}(\nabla_h) + \overline{\mathcal{F}}(\nabla_v) \mathcal{F}(\nabla_v)$ ;  $\nabla_h$  和  $\nabla_v$  分别为水平方向和垂直方向上的梯度算子。

## 2.2 估计模糊核 $\mathbf{K}$

本文模型是基于显式和隐式显著边缘选择的盲去模糊方法, 因此在得到潜在图像  $\mathbf{I}$  后, 需要从  $\mathbf{I}$  中提取主结构  $\mathbf{S}$ 。已有的研究大多运用冲击滤波来进行显式边缘提取操作, 本文采用相互引导图像滤波<sup>[12]</sup>, 可以高效地完成结构的获取并得到显著边缘。因为在本文的去模糊实验中, 每次只进行 1 次输入, 并没有其他参考图像, 所以采用相互引导图像滤波中的自我参考模式, 即可得到主结构  $\mathbf{S}$ :

$$\min_{\mathbf{S}} \left\{ \|\mathbf{S} - \mathbf{I}\|_2^2 + \lambda \sum_{(x,y)} \sum_{d \in \{h,v\}} \frac{[\nabla_d \mathbf{S}(x,y)]^2}{[\max(|\nabla_d \mathbf{S}(x,y)|, \sigma)]^2} \right\} \quad (15)$$

其中:  $\lambda$  为一个非负权参数;  $\sigma$  为一个小的正数, 为了避免除以 0, 默认其为 0.01。

在给定结构  $\nabla \mathbf{S}$  后, 再通过快速傅里叶变换即可得到模糊核  $\mathbf{K}$ , 即

$$\mathbf{K} = \mathcal{F}^{-1} \left( \frac{\overline{\mathcal{F}}(\nabla \mathbf{S}) \mathcal{F}(\nabla \mathbf{B})}{\overline{\mathcal{F}}(\nabla \mathbf{S}) \mathcal{F}(\nabla \mathbf{S}) + \mu} \right) \quad (16)$$

本文方法的流程图如图 1 所示。图 1 中: 实线表示图像上采样操作; 虚线表示图像下采样操作。

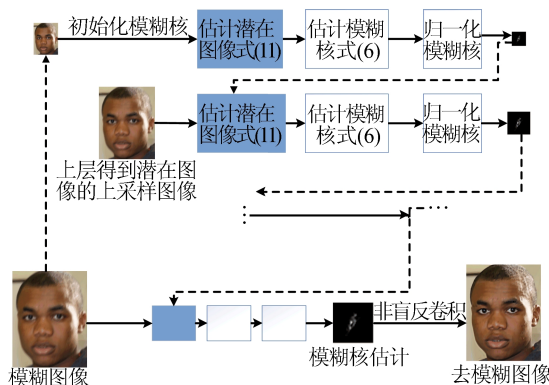


图 1 从粗到细方法的流程图

在最粗的水平上, 本文使用模糊图像  $\mathbf{B}$  的下采样版本来初始化预测步骤初始化过程; 在粗略的水平上得到潜在图像  $\mathbf{I}$  的最终估计后, 再通过双线性插值对其进行上采样; 然后用于下一个更精细层次的第 1 步预测的输入。

### 3 实验结果

#### 3.1 在基准数据集上的结果

本节主要在 3 个基准数据集上进行了实验,用以验证本文方法的鲁棒性,3 个数据集分别为 Levin 数据集<sup>[4]</sup>、Köhler 数据集<sup>[13]</sup>以及 Pan 数据集<sup>[14]</sup>。其中:Levin 数据集中的模糊核具有空间不变性,在处理均匀运动去模糊实验中的应用非常广泛;Köhler 数据集是一组应用于运动去模糊的非均匀基准数据集,该数据集允许对具有非均匀模糊模型的最新方法进行定量性能评估和比较;Pan 数据集中的低光照数据集,可以专门用于评价在特殊场景下的图像恢复质量。

Levin 数据集主要是由 4 张原始清晰图像与 8 个模糊核进行卷积而来的,共有 32 张图像,可以用于均匀运动去模糊算法的评估。在 Levin 数据集上进行定量测算,测算指标包括平均峰值信噪比(peak signal-to-noise ratio,PSNR)值和平均结构相似性(SSIM)值,并将其与其他方法进行比较,见表 1 所列,可以看出本文方法的优越性。

表 1 在 Levin 数据集上的评价指标定量测算比较

评价指标	平均 PSNR 值	平均 SSIM 值
文献[4]	30.800 4	0.909 2
文献[5]	31.729 2	0.915 7
文献[8]	30.566 1	0.896 6
文献[15]	31.675 3	0.916 3
文献[16]	28.569 7	0.852 2
本文方法	32.218 3	0.913 5

Köhler 数据集主要由 48 张模糊图像组成,包含 4 幅 800×800 清晰图像以及 12 条对应轨迹。Köhler 数据集上的评价指标定量测算比较见表 2 所列。从表 2 可以看出,本文方法具有鲁棒性,与其他方法相比有很好的效果,且有最高的平均 PSNR 值和平均 SSIM 值,说明本文方法在去除模糊的效果上表现良好。

表 2 在 Köhler 数据集上的评价指标定量测算比较

评价指标	平均 PSNR 值	平均 SSIM 值
模糊图像	29.930 3	0.743 6
文献[8]	28.983 1	0.874 6
文献[15]	25.537 3	0.885 1
文献[16]	25.726 4	0.760 8
文献[17]	25.696 9	0.791 5
文献[18]	25.718 4	0.852 2
文献[19]	25.874 9	0.799 0
本文方法	30.163 6	0.925 4

Pan 数据集中的低光照图片数据集是由 6 张原始清晰图像与 8 个模糊核卷积形成的,共有 48 张模糊图像,专门用于低光照图像去模糊实验。在本数据集上的评价指标定量测算结果见表 3 所列,可以看出,本文方法有最高的平均 PSNR 值、SSIM 值,说明其具有很好的去模糊效果。

表 3 在 Pan 数据集上的评价指标定量测算比较

评价指标	平均 PSNR 值	平均 SSIM 值
模糊图像	22.077 0	0.580 0
文献[5]	23.840 0	0.730 0
文献[6]	23.710 0	0.720 0
文献[14]	23.800 0	0.730 0
文献[20]	23.090 0	0.660 0
文献[21]	24.180 0	0.750 0
本文方法	24.390 0	0.770 0

#### 3.2 在真实图像上的结果

人脸图像由于其边缘信息和结构信息较为稀少,因此对其模糊核估计有一定的难度。不同方法在人脸图像上处理的视觉效果如图 2 所示,可以看出,本文去模糊方法可以很好地将人脸的纹理细节呈现出来。

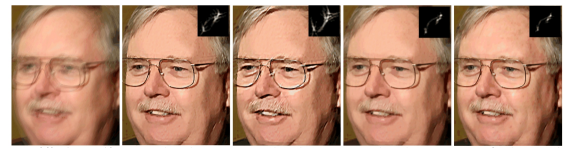


图 2 人脸图像上的视觉对比

文本图像中色彩的过渡比较剧烈,其梯度分布不符合自然图像中梯度的重尾分布。不同方法在文本图像上处理的视觉效果如图 3 所示,可以看出,去除文本图像的模糊时,去模糊图像有更少的振铃伪影和更清晰的细节。

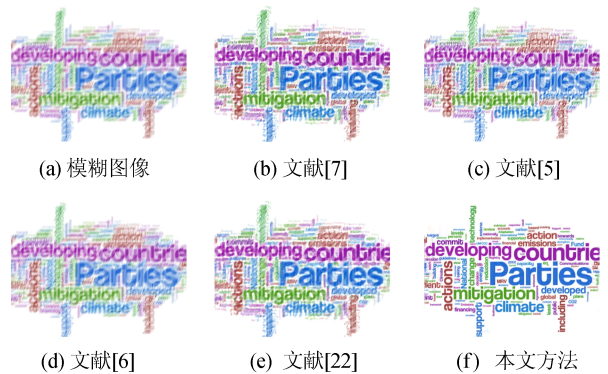


图 3 文本图像上的视觉对比

从以上 2 组实验可以看出,在处理较为困难的人脸图像和文本图像时,本文方法表现较为良好。

#### 4 结 论

本文提出了一种基于加权平均曲率正则化的显著边缘选择方法。在优化过程中,结合相互引导图像滤波和加权平均曲率滤波,有效地去除中间潜在图像中的不利细节,并保留住了显著边缘,有利于中间潜在图像的重构及模糊核的估计。实验效果上,本文方法在基准数据集和真实图像上均有不错的表现。今后考虑将图像去模糊方法与深度学习相结合来改进去模糊方法。

#### [参 考 文 献]

- [1] RAMESHAN R M, CHAUDHURI S, VELMURUGAN R. Joint MAP estimation for blind deconvolution: when does it work? [C]//Proceedings of the Eighth Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing. [S. l. : s. n. ], 2012: 1-7.
- [2] REEVES S J, MERSEREAU R M. Blur identification by the method of generalized cross-validation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(3): 301-311.
- [3] FERGUS R, SINGH B, HERTZMANN A, et al. Removing camera shake from a single photograph[J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 787-794.
- [4] LEVIN A, WEISS Y, DURAND F. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms [C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l. ]; IEEE, 2009: 1964-1971.
- [5] PAN J, SUN D, PFISTER H, et al. Blind image deblurring using dark channel prior [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l. ]; IEEE, 2016: 1628-1636.
- [6] YAN Y, REN W, GUO Y, et al. Image deblurring via extreme channels prior [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l. ]; IEEE, 2017: 4003-4011.
- [7] WEN F, YING R, LIU Y, et al. A simple local minimal intensity prior and an improved algorithm for blind image deblurring[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2020, 31(8): 2923-2937.
- [8] CHO S, LEE S. Fast motion deblurring[J]. ACM Transactions on Graphics, 2009, 25(5): 1-8.
- [9] LIU J, YAN M, ZENG T. Surface-aware blind image deblurring[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 43(3): 1041-1055.
- [10] GE X Y, TAN J Q, LI Z, et al. Blind image deconvolution via salient edge selection and mean curvature regularization [J]. Signal Processing, 2022, 190: 108336.
- [11] GONG Y H, GOKSEL O. Weighted mean curvature [J]. Signal Processing, 2019, 164: 329-339.
- [12] GUO X, LI Y, MA J. Mutually guided image filtering [C]//Proceedings of the 25th ACM International Conference on Multimedia. [S. l. : s. n. ], 2017: 1283-1290.
- [13] KOHLER R, HIRSCH M, MOHLER B, et al. Recording and playback of camera shake: Benchmarking blind deconvolution with a real-world database [C]//12th European Conference on Computer Vision. [S. l. : s. n. ], 2012: 27-40.
- [14] PAN J, HU Z, SU Z, et al. Deblurring text images via L0-regularized intensity and gradient prior [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l. ]; IEEE, 2014: 2901-2908.
- [15] XU L, JIA J. Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring [C]//11th European Conference on Computer Vision. [S. l. : s. n. ], 2010: 157-170.
- [16] KRISHNAN D, TAY T, FERGUS R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l. ]; IEEE, 2011: 233-240.
- [17] KUPYN O, BUDZAN V, MYKHAIYCH M, et al. Deblurgan: Blind motion deblurring using conditional adversarial networks [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l. ]; IEEE, 2018: 8183-8192.
- [18] NAH S, TAE H K, KYOUNG M L. Deep multi-scale convolutional neural network for dynamic scene deblurring [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l. ]; IEEE, 2017: 3883-3891.
- [19] TAO X, GAO H, SHEN X, et al. Scale-recurrent network for deep image deblurring. [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l. ]; IEEE, 2018: 8174-8182.
- [20] HU Z, CHO S, WANG J, et al. Deblurring low-light images with light streaks [C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l. ]; IEEE, 2014: 3382-3389.
- [21] LI L, PAN J, LAI W S, et al. Blind image deblurring via deep discriminative priors [J]. International Journal of Computer Vision, 2019, 127: 1025-1043.
- [22] CHEN L, FANG F, WANG T, et al. Blind image deblurring with local maximum gradient prior [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l. ]; IEEE, 2019: 1742-1750.

(责任编辑 闫杏丽)