

# 全变分极端通道先验的盲图像去噪去模糊

胡雪<sup>1</sup>, 黄成泉<sup>2</sup>, 冯润<sup>1</sup>, 周丽华<sup>3</sup>, 郑兰<sup>1</sup>

(1. 贵州民族大学数据科学与信息工程学院, 贵阳 550025; 2. 贵州民族大学工程技术人才实践训练中心, 贵阳 550025; 3. 贵州民族大学信息与数据中心, 贵阳 550025)

**摘要:** 图像先验是图像复原中求解不适定问题的关键。针对在图像具有显著噪声时, 极端通道先验去模糊算法容易产生振铃伪影和无法抑制噪声的缺点, 利用全变分模型可以同时抑制噪声和保护边缘的优势, 提出一种有效的全变分极端通道先验的盲图像去噪和去模糊模型。首先, 将全变分模型分别引入暗通道和亮通道中, 用于保护图像的边缘及消除噪声或振铃伪影; 其次, 利用半二次分裂技术解决模型的非凸问题和估计潜在的清晰图像; 最后, 用迭代多尺度盲反褶积估计图像的模糊核。实验结果表明, 该算法能够在抑制噪声的同时很好地保护图像的边缘细节和消除振铃伪影。相比近几年具有代表性的其他方法, 该模型的鲁棒性、主观视觉效果和客观评价指标均有明显提高。

**关键词:** 去噪和去模糊; 极端通道先验; 全变分暗通道先验; 全变分亮通道先验; 全变分极端通道先验  
**中图分类号:** TP391      **文献标志码:** A

## Blind Image Denoising and Blurring by Total Variational Extreme Channels Prior

HU Xue<sup>1</sup>, HUANG Chengquan<sup>2</sup>, FENG Run<sup>1</sup>, ZHOU Lihua<sup>3</sup>, ZHENG Lan<sup>1</sup>

(1. School of Data Science and Information Engineering, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China; 2. Engineering Training Center, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China; 3. Information and Data Center, Guizhou Minzu University, Guiyang 550025, China)

**Abstract:** Image prior is the key to solving ill-posed problems in image restoration. Since the extreme channels prior deblurring algorithm easily produces ringing artifacts and is unable to suppress noise when the image has significant noise, we take advantage of the total variation based method that can remove noise while preserving edge features, and propose an effective blind image denoising and deblurring model based on total variation before the extreme channels prior. First of all, we introduce the total variational model in the dark channel and the bright channel to protect the edge of the image and eliminating noise or ringing artifacts. Second, the half quadratic splitting technique is used to solve the non-convex problem of the model and estimate the clear image. Finally, the blur kernel of the image is estimated by the iterative multi-scale blind deconvolution. Experimental results show that the proposed model can effectively protect the edge details of the image and eliminate the ringing artifacts while suppressing the noise. Compared with the representative methods in recent years, the robustness, subjective visual effects and objective evaluation indexes of the model are significantly improved.

**基金项目:** 国家自然科学基金(62062024); 贵州省研究生科研基金(黔教教 YJSCXJH(2020)135); 贵州省省级科技计划项目(黔科合基础-ZK[2021]—般 342)。

**收稿日期:** 2021-05-17; **修订日期:** 2021-08-29

**Key words:** denoising and deblurring; extreme channels prior; total variation dark channel prior; total variation bright channel prior; total variation extreme channels prior

## 引言

近年来,图像复原在图像处理领域具有重要的研究价值。由于盲图像去模糊是图像处理中典型的高度不适定问题,为解决这一问题,目前很多学者提出一些有效的统计先验方法来进行盲图像复原。其中效果较好的图像先验方法有最大梯度先验的盲去模糊<sup>[1]</sup>、局部最小强度先验的盲图像去模糊算法<sup>[2]</sup>、加权 $L_1$ 范数的有效盲图像去模糊算法<sup>[3]</sup>、 $L_0$ 正则化先验去模糊<sup>[4-5]</sup>、非线性全变分去噪算法<sup>[6]</sup>以及暗通道先验去模糊算法<sup>[7-8]</sup>等。最近,Pan等<sup>[9]</sup>提出了一种基于暗通道先验的有效盲图像去模糊方法,该算法增强了潜在图像暗通道的稀疏性,但是较大程度的亮像素或噪声会显著影响该算法的性能,因此在这种情况下无法有效地恢复具有复杂结构的图像。Yan等<sup>[10]</sup>、Zhao等<sup>[11]</sup>又提出一种新的自然图像的亮通道先验盲图像去模糊算法,解决了模型中亮像素所带来的不足,并且提升了算法的鲁棒性,但是复原出的部分图像存在振铃伪影和噪声。全变分(Total variation, TV)算法<sup>[6,12]</sup>能够有效地去除噪声、振铃伪影和边缘保护,但易产生阶梯效应。由于上述方法大多利用最大后验框架下的图像先验和模糊核模型<sup>[3,7,9,10,13]</sup>,且都忽略了相邻像素与像素强度之间的关系,而实际图像的复杂结构取决于较大范围内像素之间的连接,因此无法对自然图像的复杂结构进行建模,去模糊效果也非常局限,从而造成图像边缘失真或振铃伪影。

为了更好地解决盲图像复原问题,受文献[9,10]的启示,本文将图像的暗通道通过全变分去噪算法处理暗变为全变分暗通道(Total variation dark channel prior, DCptv),将亮通道通过全变分去噪算法处理亮变为全变分亮通道(Total variation bright channel prior, BCptv),用于保护图像的边缘和抑制噪声。同时本文提出一种新的极端通道先验与全变分去噪混合正则化模型,称为全变分极端通道先验模型(Total variation extreme channels prior, ECptv),用以提高极端先验知识精度和算法的鲁棒性。该模型对模糊噪声图像可以同时进行去噪和去模糊,在平滑图像的同时可以很好地保护图像的边缘细节信息,且模型的抗噪鲁棒性较好。模型可以广泛使用在自然图像去模糊数据集上,包括人脸<sup>[14]</sup>、低照度图像<sup>[15]</sup>和自然模糊图像,此外也适用于非均匀去模糊。最后本文通过计算去模糊图像的峰值信噪比(Peak signal-to-noise ratio, PSNR)和结构相似性指数(Structural similarity, SSIM)、平均结构相似性(Mean structural similarity, MSSIM)、特征相似性(Feature similarity, FSIM)和通用质量指标(Universal image quality index, UQI)<sup>[16-17]</sup>对复原结果进行了客观评价。

## 1 理论基础

在数字图像处理中,当模糊图像均匀不变时,图像模糊过程可以进行卷积运算,其数学表达式为<sup>[18-19]</sup>

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

式中: $b$ 为模糊图像; $k$ 为模糊核; $l$ 为清晰图像; $n$ 为具有0均值、标准差为 $\delta$ 的高斯白噪声; $\otimes$ 为卷积算子<sup>[10]</sup>。

### 1.1 极端通道先验理论基础

在自然图像中,在其颜色通道中存在一块非常小的像素值且几乎趋于0,此通道称为暗通道,反之,存在1块像素在其颜色通道中值非常大几乎趋于1,此通道称为亮通道。

对图像 $l$ 暗通道定义为<sup>[18]</sup>

$$D(l)(x, y) = \min_{X, Y \in (x, y)} \left( \min_{c \in \{r, g, b\}} l^c(X, Y) \right) \quad (2)$$

对图像  $l$  亮通道定义为<sup>[18]</sup>

$$B(l)(x, y) = \max_{X, Y \in \Omega(x, y)} \left( \max_{c \in \{r, g, b\}} l^c(X, Y) \right) \quad (3)$$

式中:  $(x, y)$  和  $(X, Y)$  表示图像的像素坐标;  $\Omega(x, y)$  是以  $(x, y)$  为中心的局部图像区域;  $l^c$  为一个颜色通道;  $\{r, g, b\}$  表示图像的三个颜色通道 RGB。暗通道先验主要用于描述图像像素中的最小值; 反之, 亮通道是描述图像像素中的最大值。模糊图像与清晰图像的暗通道与亮通道如图 1 所示, 其中图 1(b, e) 分别表示模糊与清晰图像的暗通道, 图 1(c, f) 表示亮通道, 很明显模糊图像比清晰图像具有更少的稀疏暗通道和亮通道。由此说明图像越清晰, 稀疏暗通道和亮通道越多。

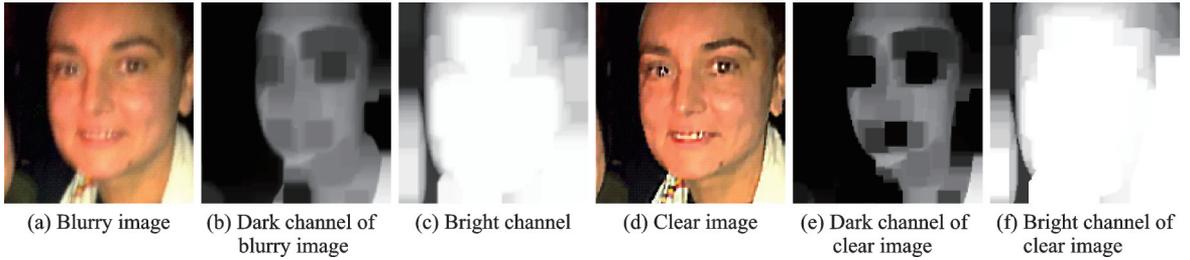


图 1 模糊图像与清晰图像暗通道与亮通道

Fig.1 Blurred image and clear image dark channel and bright channel

### 1.2 全变分图像去噪理论基础

根据文献[4]定义全变分去噪模型为

$$\text{TV} [l(x, y)] = \iint_{\Omega} \|\nabla l(x, y)\| dx dy + \frac{\lambda}{2} \iint_{\Omega} (l(x, y) - b(x, y))^2 dx dy \quad (4)$$

式中:  $l(x, y)$  为清晰图像;  $b(x, y)$  为模糊图像;  $(x, y)$  为像素点;  $\nabla l(x, y)$  为清晰图像的梯度;  $\frac{\lambda}{2} \iint_{\Omega} (l(x, y) - b(x, y))^2 dx dy$  为泛函的保真项;  $\lambda$  为松弛因子, 用来调节保真项与梯度的占比以及泛函的核<sup>[6]</sup>。

对应的欧拉-拉格朗日方程为

$$\left( \frac{l_{xx}}{\sqrt{l_{xx}^2 + l_{yy}^2}} \right) + \left( \frac{l_{yy}}{\sqrt{l_{xx}^2 + l_{yy}^2}} \right) + \lambda(l - b) = 0 \quad (5)$$

利用梯度下降法有限差分, 求近似解

$$l_{i,j}^{m+1} = l_{i,j}^m - \Delta t \lambda (l_{i,j}^m - b(i, j)) + \Delta t \left( \nabla \cdot \left( \frac{\nabla l_{i,j}^m}{|\nabla l_{i,j}^m|} \right) \right) \quad (6)$$

$$\nabla \cdot \left( \frac{\nabla l}{|\nabla l|} \right) = \text{div} \left( \frac{\nabla l}{|\nabla l|} \right) = \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{l_x}{\sqrt{l_x^2 + l_y^2}} \right) + \frac{\partial}{\partial y} \left( \frac{l_y}{\sqrt{l_x^2 + l_y^2}} \right) = \frac{l_x^2 l_{xx} + l_{xx} l_y^2 - 2l_x l_y l_{xy}}{|\nabla l|^3} \quad (7)$$

式中:  $l_{i,j}$  表示图像  $l$  在像素点  $(x_i, y_j)$  的灰度值,  $i, j = 0, 1, 2, 3, \dots, N$ ;  $m$  为迭代次数;  $\Delta t$  为时间步长;  $l_{i,j}^m$  表示第  $m$  次迭代的值  $l(x_i, y_j, t_m)$ ,  $t_m = m \nabla t$ 。对于二维离散图像各方向导的差分求出<sup>[6]</sup>  $(l_x)_{ij}^m = \frac{(l_{i+1,j}^m - l_{i-1,j}^m)}{2}$ ,  $(l_y)_{ij}^m = \frac{(l_{i,j+1}^m - l_{i,j-1}^m)}{2}$ ,  $(l_{xx})_{ij}^m = l_{i+1,j}^m + l_{i-1,j}^m - 2l_{ij}^m$ ,  $(l_{yy})_{ij}^m = l_{i,j+1}^m + l_{i,j-1}^m - 2l_{ij}^m$  和  $(l_{xy})_{ij}^m = (l_{yx})_{ij}^m = \frac{(l_{i+1,j+1}^m + l_{i-1,j-1}^m - l_{i-1,j+1}^m - l_{i+1,j-1}^m)}{4}$ 。

## 2 全变分极端通道先验盲图像去模糊

### 2.1 全变分极端通道模型

正如前文所述,当模糊图像具有显著噪声时,极端通道先验无法对图像模糊核的估计起作用,无法有效地恢复具有复杂结构的模糊图像。全变分模型是偏微分方程在图像处理中的重要应用之一,在盲图像去模糊过程中有很好的去噪效果和很强的边缘保护能力。为了充分挖掘全变分模型的优势,本文将全变分算法引入极端通道先验的暗通道和亮通道中,称为DCPtv和BCPtv。

对图像  $l$  全变分暗通道定义,令  $l_v^c(x, y) = \text{TV}(x, y) + l^c(x, y)$ , 有

$$D(l_v)(x, y) = \min_{X, Y \in \Omega(x, y)} \left( \min_{c \in \{r, g, b\}} l_v^c(X, Y) \right) \quad (8)$$

对图像  $l$  全变分亮通道定义

$$B(l_v)(x, y) = \max_{X, Y \in \Omega(x, y)} \left( \max_{c \in \{r, g, b\}} l_v^c(X, Y) \right) \quad (9)$$

式中  $b_v$  和  $l_v$  分别表示经过全变分处理后的模糊图像和清晰图像。为了在去模糊过程中能够利用DCPtv和BCPtv,以及方便作比较,因此假设模型(1)的模糊图像具有0均值、标准差为  $\delta$  的高斯白噪声。设  $D(b_v)$  和  $D(l_v)$  表示模糊和清晰图像的全变分暗通道,  $B(b_v)$  和  $B(l_v)$  表示模糊和清晰图像的全变分亮通道,则有

$$D(b_v)(x, y) \geq D(l_v)(x, y) \quad (10)$$

$$B(b_v)(x, y) \leq B(l_v)(x, y) \quad (11)$$

已知图像卷积的定义  $b(x, y) = \sum_{X, Y \in \Omega(x, y)} l \left( (X, Y) + \left[ \frac{s}{2} \right] - z \right) k(z)$ , 其中  $s$  为  $\Omega(x, y)$  的大小,与模糊核的大小相同,  $[\cdot]$  表示舍入算子<sup>[9]</sup>。根据模糊核的性质,有  $k(z) \geq 0$ ,  $\sum_{X, Y \in \Omega(x, y)} k(z) = 1$ <sup>[18]</sup>。为了解释

模糊图像暗通道的稀疏性,推出全变分暗通道与图像卷积定义为

$$\begin{aligned} D(b_v)(x, y) &= \min_{X, Y \in \Omega(x, y)} \left( \min_{c \in \{r, g, b\}} b_v^c(X, Y) \right) = \min_{X, Y \in \Omega(x, y)} \min_{c \in \{r, g, b\}} \sum_{z \in \Theta(x, y)} l \left( (X, Y) + \left[ \frac{s}{2} \right] - z \right) k(z) \geq \\ &\min_{X, Y \in \Omega(x, y)} \sum_{z \in \Theta(x, y)} \min_{(X, Y) \in \Omega(x, y)} l \left( (X, Y) + \left[ \frac{s}{2} \right] - z \right) k(z) \geq \min_{X, Y \in \Omega(x, y)} \sum_{z \in \Theta(x, Y)} l(X, Y) k(z) = \\ &D(l_v)(x, y) \end{aligned}$$

同理可得全变分亮通道与图像卷积定义为

$$\begin{aligned} B(b_v)(x, y) &= \max_{X, Y \in \Omega(x, y)} \left( \max_{c \in \{r, g, b\}} b_v^c(X, Y) \right) = \max_{X, Y \in \Omega(x, y)} \max_{c \in \{r, g, b\}} \sum_{z \in \Theta(x, y)} l \left( (X, Y) + \left[ \frac{s}{2} \right] - z \right) k(z) \leq \\ &\max_{X, Y \in \Omega(x, y)} \sum_{z \in \Theta(x, y)} \max_{(X, Y) \in \Omega(x, y)} l \left( (X, Y) + \left[ \frac{s}{2} \right] - z \right) k(z) \leq \max_{X, Y \in \Omega(x, y)} \sum_{z \in \Theta(x, y)} l(X, Y) k(z) = \\ &B(l_v)(x, y) \end{aligned}$$

设  $S_\Omega$  和  $S_{\Omega'}$  分别表示亮通道贴片  $\Omega(x, y)$  和  $\Omega'(x, y)$  的大小,可以推出  $S_{\Omega'} = S_\Omega + P$ , 其中  $P$  为补丁大小。式(11)表明模糊图像的亮通道比相应的清晰图像的像素强度更低。所以,引入一个有助于估计模糊核的特性,即模糊过程会清除清晰图像中的零元素,用于减少模糊过程中与潜在图像中像素值相等的像素。因此,模糊图像的零强度像素比清晰的图像更少,或者说是具有更少的稀疏暗通道。利用

$L_0$ 范数稀疏性作为图像去模糊的一种新的正则化项,这可以有效排除清晰图像只有零强度像素情况。设 $\Omega$ 表示图像 $l$ 的域,如果存在一些像素 $(x,y) \in \Omega$ ,使得 $l(x,y) = 0$ ,则有

$$\|D(b_v)(x,y)\|_0 \geq \|D(l_v)(x,y)\|_0 \tag{12}$$

$$\|B(b_v)(x,y)\|_0 \leq \|B(l_v)(x,y)\|_0 \tag{13}$$

$$\|I - B(b_v)(x,y)\|_0 \geq \|I - B(l_v)(x,y)\|_0 \tag{14}$$

式中: $L_0$ 范数 $\|\cdot\|_0$ 计算向量的非零元素; $I$ 表示单位矩阵。最亮像素的强度为1,当且仅当 $\Theta(x,y)$ 中所有像素的强度低于1或彼此相同时,等号成立。无论亮通道补丁的大小如何,此属性都成立。模糊图像与去模糊的亮通道对比图像如图2所示,其中图2(c,e)分别显示了亮通道和全变分亮通道去模糊结果,图2(d,f)分别显示两种方法去模糊后的亮通道。由图2可见全变分处理后的亮通道像素强度明显比没处理的亮度通道像素强度更强,说明全变分模型有利于通道亮度最大化,更有助于图像恢复。图3是模糊图像与2种稀疏对比度图像,很显然全变分处理过后的图像更暗,说明全变处理过后的图像具有更多的稀疏暗通道,对图像去模糊更有利。

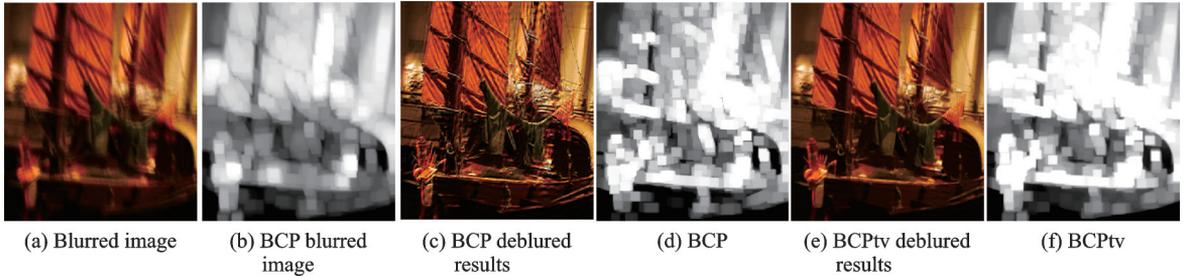


图2 模糊图像与去模糊的亮通道对比图像

Fig.2 Comparison of blurred image and deblurred bright channel images

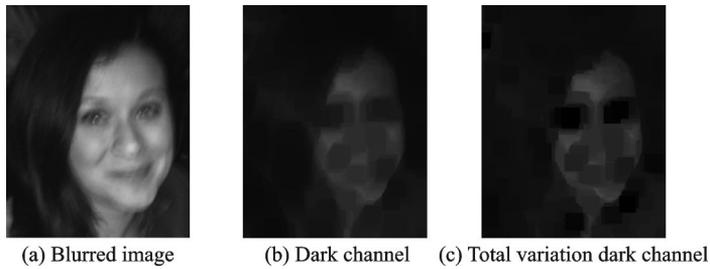


图3 模糊图像与两种暗通道的稀疏对比度图像

Fig.3 Blurred image and sparse contrast images with two kinds of dark channel

## 2.2 拟合全变分极端通道先验

从概率角度来看,如果想通过盲去模糊得到清晰的图像和模糊核,它等价于求解最大后验概率 $p(l, k/b)$ 。在这一部分中,利用暗通道先验和亮通道先验来促进去模糊问题,因此基于传统的最大后验框架的图像先验盲图像去模糊模型为

$$\{\hat{l}, \hat{k}\} = \arg \min_{l, k} \ell(l \otimes k, b) + \gamma p(k) + \lambda p(l) \tag{15}$$

式中: $p(k)$ 和 $p(l)$ 分别表示模糊核先验和清晰图像先验; $\gamma$ 和 $\lambda$ 为权重参数<sup>[10]</sup>。

$L_0$ 范数是评价图像稀疏性的标准,为增强极端通道的稀疏性,在文献[9]的启示下,本文提出了一种在最大后验框架下的基于逆全变分亮通道先验图像的 $L_0$ 正则化,表示为

$$p(l_v) = \|I - B(l_v)\|_0 \quad (16)$$

然后,利用所提出的全变分暗通道先验和熟悉的全变分亮通道先验,提出了一种新的图像去模糊全变分极端通道先验,表示为

$$p(l_v) = \|I - B(l_v)\|_0 + \|D(l_v)\|_0 \quad (17)$$

式中 $p(l_v)$ 和 $l_v$ 分别表示清晰图像的全变分极端通道先验和经过全变分处理后的清晰图像。

## 2.3 全变分极端通道先验盲图像去模糊

### 2.3.1 目标函数

本文将提出的全变分极端通道先验的正则化模型(15)结合到最近的单一图像去模糊框架中,使用 $\|D(l_v)\|_0$ 和 $\|I - B(l_v)\|_0$ 范数来约束全变分暗通道和全变分亮通道的稀疏性,再将 $L_0$ 正则化约束条件添加到图像去模糊的标准公式中,目标函数变为

$$\{\hat{l}, \hat{k}\} = \arg \min_{l, k} \|l \otimes k - b\|_2^2 + \gamma \|k\|_2^2 + \mu \|\nabla l\|_0 + \lambda \|D(l_v)\|_0 + \eta \|I - B(l_v)\|_0 \quad (18)$$

式中: $\mu, \eta$ 为相应的权重参数; $\|\cdot\|_0$ 表示 $L_0$ 范数; $\|\cdot\|_2$ 表示 $L_2$ 范数; $\nabla l = (\nabla_h l, \nabla_v l)$ ,其中 $\nabla_h l$ 和 $\nabla_v l$ 分别表示图像 $l$ 在水平和垂直方向上的一阶差分梯度。式(18)的第1项是数据保真度项,为了限制恢复后的图像 $l$ 与模糊图像 $b$ 在内容上相一致,通常使用 $L_2$ 范数正则化或 $L_1$ 范数正则化来约束 $l \otimes k$ 和 $b$ 之间的差异,本文采用 $L_2$ 范数正则化作为数据保真函数;第2项是模糊核约束项,采用 $L_2$ 范数正则化约束模糊核 $k$ 估计的稳定性,可以通过快速傅里叶变换来求解;第3项是图像梯度的 $L_0$ 范数正则化可以保留清晰图像梯度,删除微小的细节;而第4、5项是图像全变分暗、亮通道的 $L_0$ 范数正则化的约束项,正则化后保持暗、亮通道的稀疏性<sup>[10]</sup>和抑制图像噪声。

### 2.3.2 模型优化

因为很难直接求出等式的解,交替最小化算法具有明显的时间优势和良好的误差优势<sup>[9]</sup>,用这种方法求解 $l$ 和 $k$ 是目前最常用的方法。因此,式(18)可分为2个子问题进行优化,即

$$\hat{l} = \arg \min_l \|l \otimes k - b\|_2^2 + \mu \|\nabla l\|_0 + \lambda \|D(l_v)\|_0 + \eta \|I - B(l_v)\|_0 \quad (19)$$

$$\hat{k} = \arg \min_k \|l \otimes k - b\|_2^2 + \gamma \|k\|_2^2 \quad (20)$$

### 2.3.3 清晰图像的估计

由于 $L_0$ 正则化的计算难度非常大,因此借助有效的半二次分裂方法求解式(19)。首先,固定模糊核 $k$ ,由于模型是高度非凸的,这使得计算很难最小化。为了解决这一问题,在半二次分裂方法中引入辅助变量 $a, p, q$ ,分别对应 $\nabla l, D(l_v), I - B(l_v)$ ,式(20)重写为

$$\{\hat{l}, \hat{a}, \hat{p}, \hat{q}\} = \arg \min_{l, a, p, q} \|l \otimes k - b\|_2^2 + \alpha \|\nabla l - a\|_2^2 + \beta \|D(l_v) - p\|_2^2 + \omega \|I - B(l_v) - q\|_2^2 + \mu \|a\|_0 + \lambda \|p\|_0 + \eta \|q\|_0 \quad (21)$$

式中 $\alpha, \beta$ 为正惩罚参数,当 $\alpha$ 和 $\beta$ 接近于无穷大时,式(21)的解接近于式(19)的解。上述优化问题可以分别交替最小化 $l, p, q$ 和 $a$ 解决,求解清晰图像 $l$ ,目标函数变为

$$\hat{l} = \arg \min_l \|l \otimes k - b\|_2^2 + \alpha \|\nabla l - a\|_2^2 + \beta \|D(l_v) - p\|_2^2 + \omega \|1 - B(l_v) - q\|_2^2 \quad (22)$$

为了便于优化,将 $1 - B(l_v)$ 改为 $D(1 - l_v)$ 。 $D(l_v)$ 是非线性的,所以用等效线性算子 $M$ 代替它, $M$ 是一个映射矩阵,它将像素映射到全变分暗通道里,并被定义为<sup>[7]</sup>

$$M_{(x,y)} = \begin{cases} 1 & (x,y) = \arg \min_{(X,Y) \in \Omega(x,y)} l_v(x,y) \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (23)$$

利用映射函数求解 $\Omega(x,y)$ 计算区域中的1个稀疏映射矩阵,从而确定图像在计算范围内的最小值和最小值的坐标。在去模糊过程中,本文使用中间潜在图像来计算 $M$ ,当中间图像接近清晰图像时,计算出的 $M$ 就会更接近计算 $D(l_v)$ <sup>[10]</sup>,给定了中间的潜在图像 $l$ ,本文计算了2个对应于 $D(l_v)$ 和 $1 - B(l_v)$ 的映射矩阵 $M_{l_v}$ 和 $M_{1-l_v}$ ,目标函数变成

$$\hat{l} = \arg \min_l \|l \otimes k - b\|_2^2 + \alpha \|\nabla l - a\|_2^2 + \beta \|M_{l_v} l_v - p\|_2^2 + \omega \|M_{1-l_v} (1 - l_v) - q\|_2^2 \quad (24)$$

$l$ 可以用快速傅里叶(Fast Fourier transform, FFT)有效地求解,有

$$\hat{l} = F^{-1} \left( \frac{\overline{F(k)} F(b) + \alpha F_a + \beta F(p) + \omega F(q)}{F(k) F(k) + \alpha \overline{F(\nabla)} F(\nabla) + \beta + \omega} \right) \quad (25)$$

式中: $F_a = \overline{F(\nabla_h)} F(a_{ah}) + \overline{F(\nabla_v)} F(a_{av})$ ;  $\nabla_h$ 和 $\nabla_v$ 分别表示水平微分算子和垂直微分算子; $F(\cdot)$ 和 $F^{-1}(\cdot)$ 分别表示FFT和逆FFT; $\bar{\cdot}$ 表示共轭算子<sup>[9]</sup>。

给定 $l$ ,关于 $a$ 、 $p$ 和 $q$ 的子问题可以分别通过式(26~28)求解。

$$\hat{a} = \arg \min_a \alpha \|\nabla l - a\|_2^2 + \mu \|a\|_0 \quad (26)$$

$$\hat{p} = \arg \min_p \beta \|D(l_v) - p\|_2^2 + \lambda \|p\|_0 \quad (27)$$

$$\hat{q} = \arg \min_q \omega \|1 - B(l_v) - q\|_2^2 + \eta \|q\|_0 \quad (28)$$

式(26~28)是一个关于像素方面的最小化问题,因此可以通过式(29~31)求解 $a$ 、 $p$ 、 $q$ 。

$$a = \begin{cases} \nabla l & |\nabla l|^2 \geq \frac{\mu}{\alpha} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (29)$$

$$p = \begin{cases} D(l_v) & |l_v|^2 \geq \frac{\lambda}{\beta} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (30)$$

$$q = \begin{cases} 1 - B(l_v) & |1 - B(l_v)|^2 \geq \frac{\eta}{\omega} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (31)$$

#### 2.3.4 模糊核的估计

在估计模糊核这个子问题中,使用梯度图像上的快速去模糊方法和数据保真项的 $L_2$ 范数,对给定 $l$ 的模糊核 $\hat{k}$ 进行了优化

$$\hat{k} = \arg \min_k \left\| \nabla l \otimes k - \nabla b \right\|_2^2 + \gamma \left\| \nabla k \right\|_2^2 \quad (32)$$

这是一个最小二乘最小化问题,用FFT计算解

$$\hat{k} = F^{-1} \left( \frac{\overline{F(\nabla l)} F(\nabla b)}{F(\nabla l) F(\nabla b) + \gamma} \right) \quad (33)$$

综上所述,本文通过迭代多尺度盲反褶积对模糊核进行估计,此外将 $k$ 的负元素设置为零,最后再对 $k$ 进行归一化<sup>[9]</sup>。本文去模糊方法的主要步骤如算法1所示。

**算法1** 全变分极端通道去模糊算法

**输入:**模糊图像 $b$ ;

生成初始模糊核 $k$ ;

**循环:**for  $i = 1:5$  do

$l \leftarrow b, \omega \leftarrow 2\eta$

重复使用式(28)求解 $q$ 。

$\beta \leftarrow 2\lambda$ ;

重复使用式(27)求解 $p$ 。

$\alpha \leftarrow 2\mu$ ;

重复使用式(26)求解 $a$ 。

重复使用式(24)求解 $l$ 。

$\alpha \leftarrow 2\alpha$ ;

直到 $\alpha > \alpha_{\max}$

$\beta \leftarrow 2\beta$ ;

直到 $\beta > \beta_{\max}$

$\omega \leftarrow 2\omega$ ;

直到 $\omega > \omega_{\max}$

求解模糊核 $k$ 使用式(32)。

结束

**输出:**清晰图像 $l$ 和模糊核 $k$ 。

### 3 实验及分析

#### 3.1 实验参数

本文实验在3.3 GHz的Intel(R)内核和8 GB内存上进行,实验在MATLAB(R2018b)编程环境中完成。模糊噪声图像数据集使用Sun等<sup>[20]</sup>的数据集,对自然图像和低光照图像数据集进行了实验结果展示<sup>[9-10]</sup>,另外还对人脸<sup>[7]</sup>、特殊领域等图像<sup>[5]</sup>进行了实验评估,并与其他最先进的算法进行比较。为公平比较,本文直接使用文献[1, 2, 9, 10, 11]的参数设置方法,其理论基础为网格搜索。本文经大量实验验证,最终选取最优参数: $\mu = \lambda = \eta = 0.004, \gamma = 2$ ,迭代次数最大值为5,计算全变分极端通道图像模糊核大小固定为35像素 $\times$ 35像素,具体由实验的模糊噪声图像决定。

#### 3.2 评价指标

在评价模型性能时,有许多客观评价标准,本文使用PSNR、SSIM、MSSIM、FSIM和UQI<sup>[17]</sup>作为

质量评价与模型去模糊性能的客观评价指标<sup>[16]</sup>。

峰值信噪比表达式为

$$PSNR = 10 \times \lg \left( \frac{255^2}{\frac{1}{MN} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N [b(i,j) - l(i,j)]^2} \right) \quad (34)$$

PSNR越高,图像的失真越小。

结构相似性表达式为

$$SSIM(b, l) = \frac{(2\mu_b\mu_l + C_1)(2\sigma_{bl} + C_2)}{(\mu_b^2 + \mu_l^2 + C_1)(\sigma_b^2 + \sigma_l^2 + C_2)} \quad (35)$$

式中: $\mu_l, \sigma_l$ 是估计清晰图像的均值和方差; $\sigma_{bl}$ 表示模糊图像和估计清晰图像的协方差; $C_1, C_2$ 为常数。 $SSIM \in [-1, 1]$ ,当 $SSIM = 1$ 时两幅图像完全相似<sup>[16]</sup>。

### 3.3 结果分析与对比

#### 3.3.1 自然图像

为了更好地说明本文模型的有效性,使用自然状态下的模糊噪声图像数据集,该数据集由199幅原始图像组成,文中只显示了部分结果。在这个数据集上测试了本文方法与其他最新算法<sup>[1,10,21]</sup>的性能,实验结果利用图像质量评价指标进行比较,并标记出最优值。图4为部分数据集去模糊后的图像质量评价指标PSNR值的柱状图,可以看出本文方法平均PSNR值为33.625 dB,均高于其他方法的PSNR。

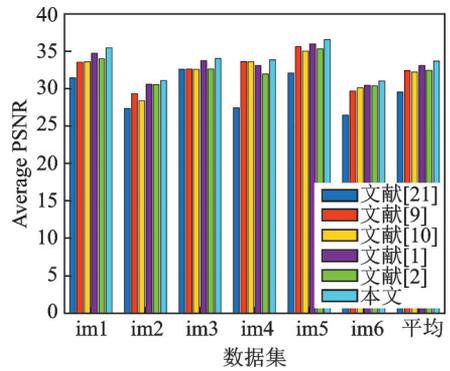


图4 不同数据集的平均PSNR值

Fig.4 Average PSNR value of different datasets

图5是在模糊人脸数据集上的训练结果,将全变分极端通道先验去噪去模糊效果与最具代表性的文献[1,2,9,10,21]提出的方法相比较,本文方法能够获得连续性较好的模糊核,阻止了间断,所对应的清晰图像的恢复效果相对较好,可以获得高质量的清晰图像。为了更直观地反映本文方法的效果,表1给出了训练数据集部分图像去噪去模糊后的评价结果,对比可知在数据集“Face1”“Bird1”“Lyndsey”“Face2”“Bird2”和“Toy”上本文方法的PSNR值最高,但在数据集“Car”上,由于模糊图像含有少量噪声或者没有噪声,全变分在极端通道中的作用失效,图像复原效果不如文献方法,导致PSNR值稍低,但是差别并不大,由此体现了本文方法的有效性和可行性。

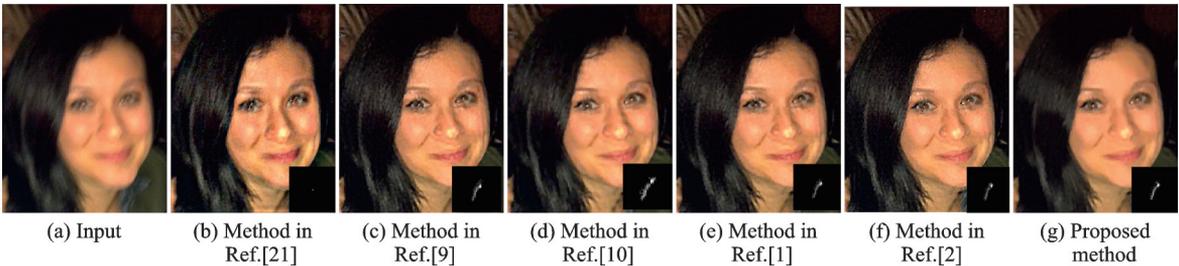


图5 模糊人脸图像去噪去模糊结果对比

Fig.5 Comparison of blurred face image denoising and deblurring results

表1 PSNR 实验结果对比  
Table 1 Comparison of PSNR

数据集	PSNR/dB					
	文献[21]方法	文献[9]方法	文献[10]方法	文献[1]方法	文献[2]方法	本文方法
Face1	21.28	22.50	22.56	24.69	22.92	<b>25.40</b>
Bird1	27.21	29.20	28.26	20.52	20.50	<b>21.02</b>
Lyndsey	22.58	22.59	22.52	22.70	22.59	<b>24.00</b>
Face2	27.41	22.60	22.58	22.05	21.89	<b>22.8</b>
Bird2	22.05	25.58	24.97	25.94	25.28	<b>26.52</b>
Toy	26.29	29.64	20.06	20.40	20.22	<b>21.00</b>
Car	24.20	24.61	24.75	24.81	<b>24.97</b>	24.52
平均值	29.520	22.270	22.180	22.050	22.420	<b>22.625</b>

本文还测试了现实世界的图像,如图6所示,使用相同的方法得出的最终结果与文献[1, 2, 9, 10]方法进行比较,其他方法都产生不同程度的振铃伪影,而本文方法恢复的图像较为清晰,在消除图片噪声的同时很好地保护了图像的边缘信息,所恢复出的图像含有较少的伪影和更锐利的边缘,进而可以获得相对高质量的清晰图像。

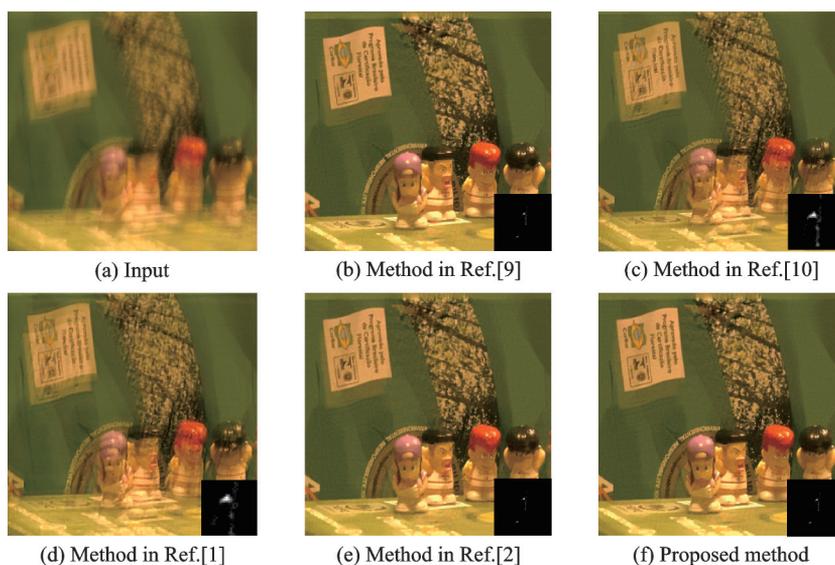


图6 自然图像去模糊结果对比

Fig.6 Comparison of natural image deblurring results

表2给出了“Face”“Lyndsey”和“Toy”数据集上图像质量评价指标PSNR、SSIM、MS-SSIM、FSIM、UQI的对比情况,其中SSIM、MS-SSIM、FSIM主要是评价图像的结构相似性。从对比结果来看,各项指标值均占优势,因此本文方法在图像复原效果上都是最优的,其中SSIM值平均提高了10%以上,较好地反映了去模糊后的主观视觉效果,也体现本文方法具有较好的噪声鲁棒性。

表2 不同去模糊方法在自然图像上的评价指标  
Table 2 Evaluation index of different deblurring methods on natural images

数据集	对比方法	评价指标				
		PSNR/dB	SSIM	MS-SSIM	FSIM	UQI
Face	文献[21]方法	21.28	0.67	0.72	0.75	0.974
	文献[9]方法	22.50	0.70	0.71	0.78	0.996
	文献[10]方法	22.56	0.70	0.71	0.79	0.996
	文献[1]方法	24.69	0.80	0.79	<b>0.85</b>	<b>0.997</b>
	文献[2]方法	22.92	0.76	0.72	0.80	0.996
	本文方法	<b>25.40</b>	<b>0.88</b>	<b>0.85</b>	<b>0.85</b>	0.996
Lyndsey	文献[21]方法	22.58	0.58	0.86	0.89	0.605
	文献[9]方法	22.59	0.56	0.86	0.89	0.655
	文献[10]方法	22.52	0.56	0.87	0.90	0.65
	文献[1]方法	22.70	0.67	0.89	<b>0.92</b>	<b>0.692</b>
	文献[2]方法	22.59	0.62	0.57	0.89	0.655
	本文方法	<b>24.00</b>	<b>0.72</b>	<b>0.92</b>	<b>0.92</b>	0.686
Toy	文献[21]方法	26.41	0.65	0.79	0.79	0.996
	文献[9]方法	29.64	0.56	0.47	0.68	0.976
	文献[10]方法	20.60	0.61	0.64	0.75	0.995
	文献[1]方法	20.40	0.66	0.67	0.77	0.996
	文献[2]方法	20.22	0.62	0.57	0.69	0.980
	本文方法	<b>21.00</b>	<b>0.72</b>	<b>0.74</b>	<b>0.82</b>	<b>0.997</b>

3.3.2 特定领域

为了验证本文方法的性能,对低光照下的真实图像进行测试,对比近年来最先进的盲图像去模糊方法<sup>[1,2,9-10,21]</sup>结果,证明本文方法效果明显。以图7、8两个具有挑战性的真实模糊噪声图像为例。从图7可看出本文方法生成的去噪去模糊图像比其他图像更清晰,所估计的模糊核较其他方法更优,同时文献[1, 2, 10]方法所估计的清晰图像出现平滑和细节丢失现象。相比之下,本文方法可以很好地改善图像的平滑模糊问题,使恢复的图像细节更清晰,去模糊去噪效果较理想。表3是不同方法对“House”数据集去模糊后的PSNR值,本文方法均高于其他5种对比方法。图8为文献[1, 2, 9, 10]方法去模糊后消防栓局部放大图,其中图8(b, c)视觉上均含有明显的模糊伪影,图8(d)含有少量的噪声和伪影,图

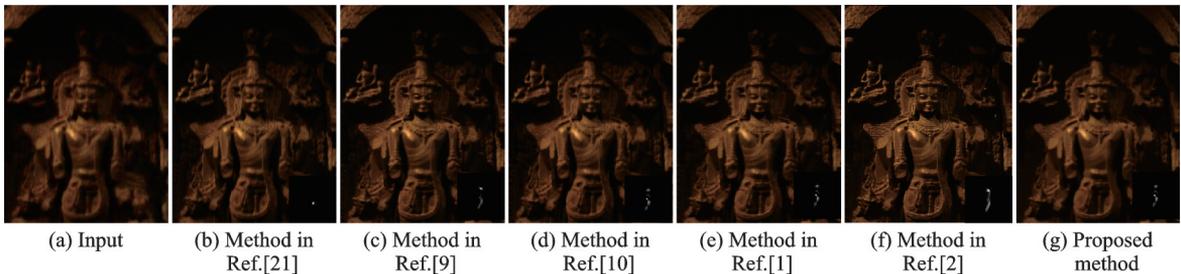


图7 复原图像结果对比

Fig.7 Comparison of restored image results

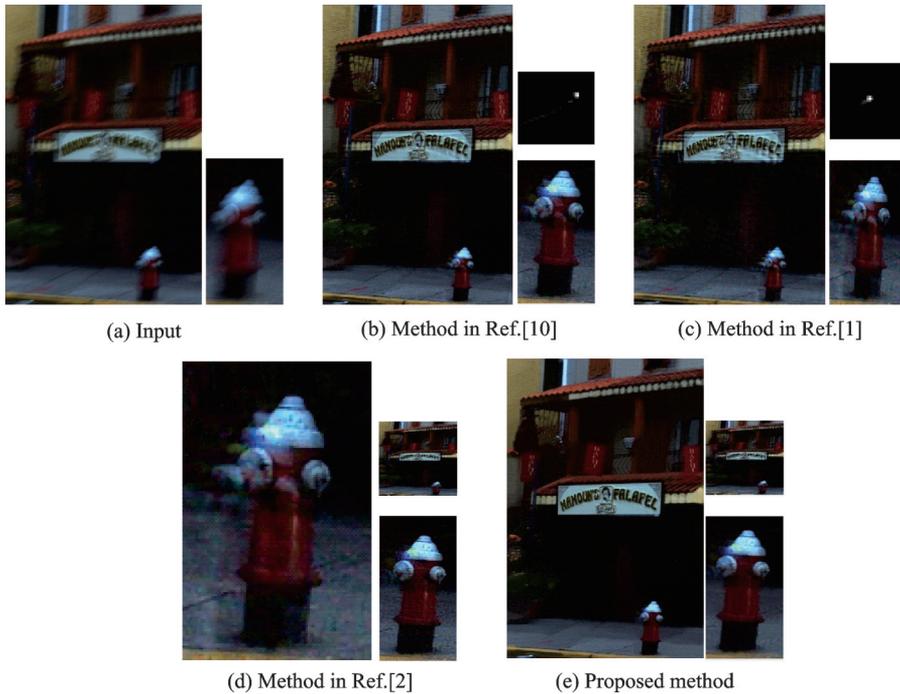


图8 低照度模糊图像的去噪去模糊效果图

Fig.8 Denoising and deblurring results of low illumination blurred images

表3 House数据集不同方法去模糊后的PSNR值对比

Table 3 PSNR comparison for House dataset using different methods

数据集	PSNR/dB				
	文献[9]方法	文献[10]方法	文献[1]方法	文献[2]方法	本文方法
House	20.26	22.26	22.5	22.22	22.17

8(e)通过进一步全变分极端通道处理后,输出区域变得更清晰,不仅消除了噪声的影响,还能够在保留更多细节信息的同时抑制了阴影和振铃,充分体现了本文方法的优越性。

### 3.3.3 时间复杂度对比

表4给出了几种不同算法的时间复杂度对比。与文献[2,10]方法相比,本文方法在极端通道先验中引入了全变分去噪算法的约束条件,在求解过程中对暗通道的计算增加了全变分的迭代步数,因此增加了部分运行时间。文献[1,9]方法涉及复杂的参数优化,其运行时间远高于其他算法。文献[10]

表4 不同方法的时间复杂度比较

Table 4 Time complexity comparison of different methods

数据集	运行时间/s				
	文献[9]方法	文献[10]方法	文献[1]方法	文献[2]方法	本文方法
House	2 995	525	2 126	126	1 999
Face	275	71	265	18	212
Lyndsey	2 079	800	2 298	206	2 676
Toy	1 655	261	522	56	1 209

方法同时考虑了暗通道和亮通道,不需要任何复杂的处理技术和边缘选择步骤,因此计算效率比其他算法高。文献[2]方法没有直接使用半二次分裂算法求解,而是在最大后验框架下灵活地对补丁最小像素进行稀疏诱导,避免了现有算法中不明确的近似解,因此具有更高的计算效率。总的来说,本文方法比文献[9]方法具有明显的速度优势,稍优于文献[1]方法,与文献[2,10]方法相比运行时间稍长,但是估计和复原的效果都有较大的提升。

#### 4 结束语

本文提出了一种基于全变分极端通道先验的盲图像去噪去模糊模型。该模型为复原受全变分极端通道先验约束的潜在图像,分别在极端通道先验模型的暗亮通道中引入全变分去噪算法,利用TV模型对噪声图像可以平滑去噪和保护边缘信息的作用来提升ECP模型的性能。实验结果表明,相较于单一的极端先验去模糊和全变分去噪算法,本文方法更好地利用了图像本身的结构信息,对恢复图像细节部分和去除伪影方面具有良好的优势,而且能够减少噪声对模糊核的干扰、提高算法的鲁棒性。在合成图像和自然图像上的实验结果具有更高的PSNR值和SSIM值,复原后的图像取得良好的视觉效果,从而验证了本文方法的有效性。由于本文方法在极端通道中引入了全变分去噪算法,增加了迭代步数,算法平均运行时间也有所延长。接下来将围绕这一问题对模型进行进一步深入研究,以提高图片复原效率。

#### 参考文献:

- [1] CHEN L, FANG F, WANG T, et al. Blind image deblurring with local maximum gradient prior[C]//Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach, CA, USA: IEEE Press, 2019: 1742-1750.
- [2] WEN F, YANG 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, 19(6): 42-66.
- [3] YANG D, WU X J, YIN H. Blind image deblurring via enhanced sparse prior[J]. Journal of Electronic Imaging, 2021, 20(2): 22-21.
- [4] PAN J, HU Z, SU Z, et al.  $L_0$ -regularized intensity and gradient prior for deblurring text images and beyond[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 29(2): 242-255.
- [5] ZHANG Y, SHI Y, MA L, et al. Blind natural image deblurring with edge preservation based on  $L_0$ -regularized gradient prior [J]. Optik, 2021, 22(5): 165725.
- [6] GOLDLUECKE B. Total variation[M]. US: Springer, 2014.
- [7] CHENG L, WEI H. An image deblurring method based on improved dark channel prior[C]//Proceedings of Physics Conference Series. Kunming, China: [s. n.], 2020: 12-17.
- [8] WANG M, ZHU F, BAI Y. An improved image blind deblurring based on dark channel prior[J]. Optoelectronics Letters, 2021, 17(1): 40-46.
- [9] 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. Las Vegas, NV, USA: IEEE Press, 2016: 1628-1626.
- [10] 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. Honolulu, USA: IEEE Press, 2017: 4002-4011.
- [11] ZHAO H, ZHENG S. Joint extreme channels-inspired structure extraction and enhanced heavy-tailed priors heuristic kernel estimation for motion deblurring of noisy and blurry images[J]. IEICE Transactions on Fundamentals of Electronics Communications and Computer Sciences, 2020, 102(12): 1520-1528.
- [12] XU L, YAN Q, XIA Y, et al. Structure extraction from texture via relative total variation[J]. ACM Transactions on Graphics, 2012, 21(6): 1-10.
- [13] LIU X, LIU B, LIU M, et al. Image deblurring based on light streak shape[J]. Journal of Electronic Imaging, 2016, 25(2): 16-22.

- [14] QI Q, GUO J, LI C, et al. Blind face images deblurring with enhancement[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020(3): 2975-2995.
- [15] HU Z, CHO S, WANG J, et al. Deblurring low-light images with light streaks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2018, 40(10): 1329-2341.
- [16] 崔力, 韩宇, 陈玉坤. 基于频域相似性的图像质量评价方法[J]. *西北大学学报(自然科学版)*, 2012, 42(1): 45-49.  
CUI Li, HAN Yu, CHEN Yukun. Image quality assessment model based on similarity analysis in frequency domain and frequency components similarity[J]. *Journal of Northwest University (Natural Science Edition)*, 2012, 42(1): 45-49.
- [17] ZHOU W, BOVIK A C. A universal image quality index[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2002, 9(2): 81-84.
- [18] 宋洪章. 基于稀疏和暗通道先验的退化图像复原[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2017.  
SONG Hongzhang. Degraded image restoration based on sparsity and dark channel prior[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2017.
- [19] ZHENG R, STEVENSON R L. Multi-image motion deblurring aided by inertial sensors[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2016, 25(1): 12-27.
- [20] SUN L, CHO S, WANG J, et al. Edge-based blur kernel estimation using patch priors[C]//*Proceedings of IEEE International Conference on Computational Photography*. Cambridge, MA, USA: IEEE Press, 2012: 1-8.
- [21] CAI J F, JI H, LIU C, et al. Framelet-based blind motion deblurring from a single image[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, 21(2): 62-72.

#### 作者简介:



胡雪(1995-),女,硕士研究生,研究方向:图像处理、计算机视觉、机器学习,E-mail: huxue82021@162.com。



黄成泉(1976-),通信作者,男,博士,教授,研究方向:图像处理、模式识别、机器学习,E-mail: hcq@gzmu.edu。



冯润(1994-),女,硕士研究生,研究方向:图像处理、计算机视觉、机器学习。



周丽华(1982-),女,副教授,研究方向:图像处理、模式识别、数据挖掘。



郑兰(1982-),女,硕士研究生,研究方向:图像处理、模式识别、机器学习。

(编辑:张黄群)