

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2211930

# 基于二阶梯度的暗通道先验盲图像去模糊\*

孙妍 甄国涌 储成群 单彦虎 赵林焱

(中北大学仪器与电子学院 太原 030051)

**摘要:** 盲图像去模糊的目的是通过迭代在模糊核未知的情况下,从模糊图像中恢复出清晰图像。当真实图像具有较少的暗像素时,暗通道先验算法不能产生令人满意的结果。实验中发现,二阶梯度(海森矩阵)中元素的绝对值随着图像逐渐模糊而减小。利用这一特点,提出一种基于  $L_1$  正则化二阶梯度的暗通道先验盲图像去模糊算法模型。首先,展示了算法相关的理论证明,通过实验说明海森矩阵在保留边缘细节以及图像细节方面的可行性,其次在暗通道去模糊模型的基础上,引入二阶梯度项并施以  $L_1$  范数约束。然后采用半二次分裂策略来解决该非凸优化问题,最后,使用快速傅里叶变换求得最终的清晰图像和模糊核。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,并且在合成图像和自然图像上都比现有的图像去模糊方法鲁棒性更强,并且性能良好。在自然图像数据集中 SSIM 值平均提高了 10% 以上。

**关键词:** 图像去模糊;二阶梯度;海森矩阵; $L_1$  正则化;半二次分裂

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6

## Dark channel a priori blind image deblurring based on second order gradient

Sun Yan Zhen Guoyong Chu Chengqun Shan Yanhu Zhao Linrong

(School of Instrument and Electronics, North University of China, Taiyuan 030051, China)

**Abstract:** The purpose of blind image deblurring is to recover a clear image from a blurred image by iterating in the case where the blur kernel is unknown. When the real image has fewer dark pixels, the dark channel a priori algorithm does not produce satisfactory results. It is found that the absolute value of the elements in the second-order gradient (Hessian matrix) decreases as the image is gradually blurred. Using this feature, a model of dark channel a priori blind image deblurring algorithm based on regularized second-order gradients is proposed. Firstly, the theoretical proofs related to the algorithm are shown, and the feasibility of the Hessian matrix in preserving edge details and image details is experimentally illustrated. Then, a semi-quadratic splitting strategy is used to solve the nonconvex optimization problem, and finally, the fast Fourier transform is used to obtain the final clear image and the blurred kernel. The experimental results show that the algorithm can well preserve the edge details and eliminate ringing artifacts while suppressing noise, and it is more robust and performs well than existing image deblurring methods on both synthetic and natural images. The SSIM values are improved by more than 10% on average in the natural image dataset.

**Keywords:** image deblurring; second order gradient; Hessian matrix;  $L_1$  regularization; half quadratic division

### 0 引言

近年来,人们在图像去模糊技术上进行了广泛的研究,在单图像去模糊方面也取得了重大进展。图像去模糊主要分为两大类:非盲图像去模糊和盲图像去模糊。20世纪70年代时,盲图像复原变成了一个重要的研究方向。图像复原涉及3个方面的内容:退化图像的成像模型,图像复原算

法和复原图像的评价标准。不同的成像模型、问题空间、优化规则和方法都会导致不同的图像复原算法,适用于不同的应用领域。此后,“半二次正则化”的概念被提出来解决这种策略中出现的非线性优化问题,从而可以利用确定性算法来得到问题的最优解。图像去模糊方法基本分为3类:基于边缘检测的方法、基于先验的方法和基于变分贝叶斯推理的方法。

收稿日期:2022-11-03

\* 基金项目:国家自然科学基金重点项目(62131018)、山西省基础研究计划项目(20210321222012)资助

Levin 等<sup>[1]</sup>又使用超拉普拉斯先验对潜影进行建模,并推导出一种简单的近似方法来优化最大后验(maximum A posterior, MAP)框架。Hacohen 等<sup>[2]</sup>、Sun 等<sup>[3]</sup>利用了数据集中图片中的信息迭代恢复潜影和模糊核,但数据集的计算量庞大,成本很高。针对单图像去模糊,Krishnan 等<sup>[4]</sup>使用  $L1/L2$  正则化进行边缘选择,  $L1/L2$  正则对于清晰图像值很小,对于模糊图像值很大,根据能量最小化,算法更倾向于清晰图像而不是模糊图像。Pan 等<sup>[5]</sup>提出一个  $L0$  正则化项来恢复最小化图像暗通道,在特定任务(文本、人脸等)取得了很好的结果,但在自然图像上竞争力不强。Yan 等<sup>[6]</sup>、Zhang 等<sup>[7]</sup>提出了将暗通道和亮通道结合的思想,提高了算法的鲁棒性,但振铃影响显著。Chen 等<sup>[8]</sup>在常用的线性模糊模型中融入了隐映射来拟合饱和和非饱和像素。由于使用多个非线性算子,该方法较耗时。Yang 等<sup>[9]</sup>在极端通道先验的基础上,进一步利用局部补丁中的边缘信息,保留了主边缘,消除了中间潜在图像的精细纹理,但计算量较大。

近年来,深度学习技术在图像处理的各个领域得到了广泛的关注和应用。Xu 等<sup>[10]</sup>提出了一种卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)模型,该模型直接从一般的模糊图像中学习锐利的边缘,同时该模型没有启发式步骤或对特定内核大小的限制。Bao 等<sup>[11]</sup>将训练好的 CNN 作为模块插入到基于模型的优化方法中。Shao 等<sup>[12]</sup>提出了一种基于梯度判别先验的模糊核估计方法。然而,当涉及到复杂和大模糊的图像时,其中一些会落后于传统算法。

本文提出了一种基于二阶梯度(海森矩阵)暗通道的盲图像去模糊算法,发现海森矩阵中元素绝对值随运动模糊而减小。模型中对海森矩阵相关项添加范数约束,并引入暗通道先验,同时采用半二次分裂策略来解决这个非凸优化问题。大量实验结果表明,本文算法在自然图像、文本图像、低亮度图像上表现良好。

### 1 理论基础

在图像采集的过程中,由于相机抖动或相机散焦等原因,图像变得模糊。盲图像去模糊一直是机器视觉领域的热点。模糊过程可以建模为中间图像与模糊核的卷积<sup>[13]</sup>。

$$D = L \otimes k + n \tag{1}$$

其中,  $D, L, k$  分别代表模糊图像,中间图像以及模糊核,  $n$  代表噪声。  $\otimes$  是卷积运算符。

#### 1.1 二阶梯度(海森矩阵)理论基础

在二维图像  $L$  中,每个像素点  $L(x, y)$  的 Hessian 矩阵定义为:

$$H = \begin{bmatrix} L_{xx} & L_{xy} \\ L_{xy} & L_{yy} \end{bmatrix} \tag{2}$$

其中,  $L_{xx}$  为图像  $L$  在  $x$  方向二阶偏导数,  $L_{yy}$  为图像  $L$  在  $y$  方向二阶偏导数。  $L_{xy}$  为图像  $L$  的二阶混合偏导数,有  $L_{xy} = L_{yx}$ 。像素位置  $L(i, j)$  在图像  $L$  中得到二

阶梯度算子如下:

$$L_{xx} = L_{i+1,j} - 2 \times L_{i,j} + L_{i-1,j} \tag{3}$$

$$L_{yy} = L_{i,j+1} - 2 \times L_{i,j} + L_{i,j-1} \tag{4}$$

$$L_{xy} = L_{i+1,j+1} - L_{i,j+1} - L_{i+1,j} + L_{i,j} \tag{5}$$

在二维图像中,海森矩阵是二维对称正定矩阵<sup>[14]</sup>。矩阵有两个特征值,两个特征值表示其对应的特征向量所指的方向的图形曲率与图像变化的方向。最大的特征值表示灰度变化。

图 1 分别是二次型函数图和函数对应的等高线图,等高线越密集,函数值变化越快,函数变化最快的方向是二次型函数特征向量  $\lambda_1$  所对应的方向。反之等高线越稀疏,函数值变化越慢,变化最慢的方向是特征向量  $\lambda_2$ 。在二维图像中图像特征具有以下几个特点:

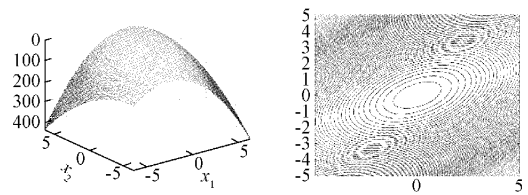


图 1 函数与等高线图

- 1) 沿着直线方向,亮度变化小。
- 2) 垂直于直线方向,亮度由暗变亮,然后有亮再变暗,亮度变化大。

由上述两点可以得到图像一个方向梯度变化很快,另外一个方向梯度变化很慢。因此,本文利用海森矩阵去除边缘响应。

#### 1.2 暗通道先验

在自然场景图像中,在颜色通道中存在一块非常小的像素趋近于 0,将这样的通道称为暗通道(dark channel prior, DCP)<sup>[15]</sup>:

$$D(l)(x) = \min_{y \in \Omega(x)} ( \min_{c \in \{r, g, b\}} l^c(y) ) \tag{6}$$

式中:  $l$  表示图像,  $x$  表示图像中的像素位置,  $l^c$  表示图像中  $l$  的颜色通道,  $\Omega(x)$  表示以  $x$  为中心的区域。

模糊图像与清晰图像暗通道如图 2 所示,从图 2(a)、(d)中可以清楚的得到清晰图片的稀疏暗通道多于模糊图片。因此可以得知,图像的模糊程度越深,稀疏暗通道的数量越少。

式(1)类似于卷积的过程,卷积是一个信号被移位和移位后两个信号相乘的过程。由此得到图像卷积的定义为

$b(x) = \sum_{z \in \Phi(x)} l(x - z + [\frac{P}{2}])k(z)$ 。其中  $\Phi(x)$  为以像素为的模糊区域。  $P$  为  $\Phi(x)$  的大小,与模糊核  $k$  相同大小。  $[\cdot]$  表示舍入算子<sup>[9]</sup>,根据模糊核的性质,有  $k(z) \geq 0$ ,  $\sum_{z \in \Phi(x)} k(z)$ 。假设  $x$  为模糊区域中像素的最大强度。由此,得到暗通道图像卷积的定义是<sup>[16]</sup>:

$$D(b)(x) = \min_{y \in \Omega(x)} ( \min_{c \in \{r, g, b\}} b^c(y) ) = \min_{y \in \Omega(x)} b(y) =$$

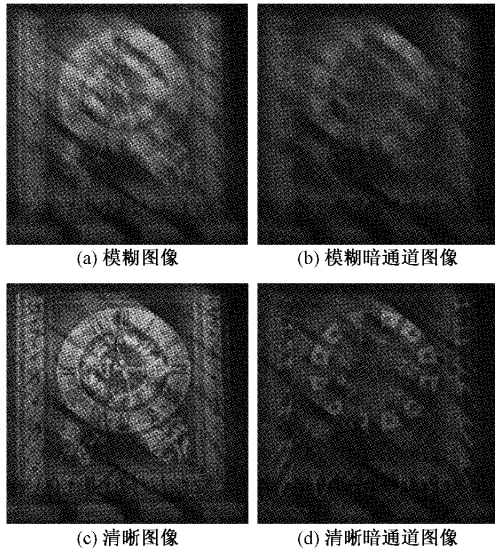


图 2 模糊、清晰图像与对应的暗通道图像

$$\begin{aligned} \min_{y \in \Omega(x)} \sum_{z \in \Phi(y)} l(y - z + [\frac{p}{2}])k(z) &\leq \sum_{z \in \Phi(y)} \min_{y \in \Omega(x)} l(y - z + [\frac{p}{2}])k(z) \\ &\leq \sum_{z \in \Phi(y)} \min_{y^l \in \Omega^l(x)} l(y^l - z)k(z) = \max_{y^l \in \Omega^l(x)} l(y^l) = B(l)(x) \end{aligned} \quad (7)$$

假设  $S_\Omega$  和  $S_{\Omega^l}$  分别表示暗通道  $\Omega(x)$  和  $\Omega^l(x)$  的大小,由上可以得到  $S_{\Omega^l} = S_\Omega + P$ 。式(8)表示清晰图像的像素通道比模糊图像的暗像素强度低,即有:

$$D(b)(x) \geq D(l)(x) \quad (8)$$

$$\|D(b)(x)\|_0 > \|D(l)(x)\|_0 \quad (9)$$

其中,  $L_0$  范数  $\|\cdot\|_0$  计算图片向量的非 0 素,  $I$  表示单位矩阵。等号满足的条件是  $\Phi(x)$  的所有像素强度小于 1 或者相等。

由图 3 中可知二阶梯度复原结果相比模糊图像稀疏暗通道更多,由此可见二阶梯度先验模型有助于图像复原,二阶梯度先验复原模型的结果相比较暗通道复原模型的结果,保留了更多的边缘细节,效果更佳。



(a) 模糊 (b) 本文复原 (c) 模糊暗通道 (d) 复原暗通道



(e) 模糊 (f) 暗通道算法复原 (g) 本文算法复原

图 3 暗通道去模糊算法与本文算法对比

## 2 二阶梯度先验盲图像复原

### 2.1 海森矩阵去模糊的分析

本文提出了一种基于二阶梯度(海森矩阵)的盲图像去模糊算法。从图 4(c)、(d)中可以看出,二阶梯度绝对值随着图像模糊而减小。因此,对二阶梯度(海森矩阵)的相关项加以  $L_1$  范数约束。基于二阶梯度先验的方法可以显著地保留显著边缘和精细节。

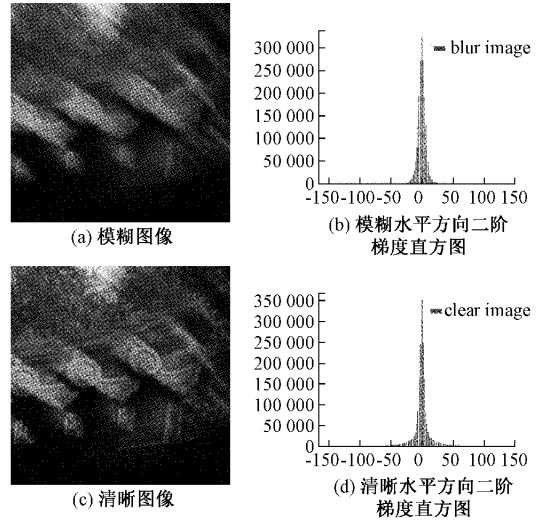


图 4 模糊图像以及清晰图像对应的二阶梯度直方图

### 2.2 海森矩阵的计算

上述可知可以利用海森矩阵加以  $L_1$  范数约束进行图像复原<sup>[17]</sup>,于是将  $D, L$  分别表示为模糊图像和清晰图像,可以得到:

$$\begin{aligned} \|\nabla_{xx} D\|_1 &= \sum_{x \in D} |\nabla_{xx} D(x)| = \\ &= \sum_{x \in L} |\nabla_{xx} \sum_{t \in \Omega_k} L(x + [\frac{s}{2}] - t)k(t)| = \\ &= \sum_{x \in L} |\sum_{t \in \Omega_k} \nabla_{xx} L(x + [\frac{s}{2}] - t)k(t)| \leq \\ &= \sum_{x \in L} [\sum_{t \in \Omega_k} |\nabla_{xx} L(x + [\frac{s}{2}] - t)k(t)|] = \\ &= \sum_{t \in \Omega_k} \sum_{x \in L} |\nabla_{xx} L(x + [\frac{s}{2}] - t)k(t)| \leq \\ &= \sum_{t \in \Omega_k} \sum_{x \in L} |\nabla_{xx} L(x)k(t)| = \sum_{x \in L} |\nabla_{xx} L(x)| = \|\nabla_{xx} L\|_1 \end{aligned} \quad (10)$$

式中:用  $\Omega_k$  表示模糊核的域模糊核  $k$  的大小,且  $k(t) \geq 0$ ,  $\sum_{t \in \Omega_k} k(t) = 1$ ,  $S_L$  和  $S_{L'}$  是图像  $L$  和  $L'$  的大小,  $L_1$  范数为  $S_{L'} = S_L + s$ ,  $\|\cdot\|_1, \nabla_{xx}$  是二阶梯度水平方向梯度符号,  $x$  是图像  $L$  中的像素位置。

图像  $L$  中  $x$  的像素位置的二阶梯度值表示为  $\nabla^2 L(x) = \frac{1}{3}(|\nabla_{xx} L(x)| + |\nabla_{yy} L(x)| + |\nabla_{xy} L(x)|)$ , 根据式(10)可



以得到:

$$\|2 - \nabla^2 L\| \leq \|2 - \nabla^2 D\| \quad (11)$$

针对上面提到的  $\nabla^2 L(x)$ , 存在  $\|\nabla^2 D\|_1 \leq \|I\|_1$ 。因为  $0 \leq \nabla^2 L(x) \leq 2$  和  $0 \leq \nabla^2 D(x) \leq 2$ 。其中  $N$  表示  $D$  和  $L$  的大小, 就可以得到  $2N^2 - \|\nabla^2 L\|_1 \leq 2N^2 - \|\nabla^2 D\|_1$ , 即  $\|2 - \nabla L\|_1 \leq \|2 - \nabla D\|_1$ 。由此可以得到能够帮助图像去模糊的  $L1$  正则最小项为<sup>[18]</sup>。

为了建立一个图像去模糊可以求解的模型, 先要计算图像的二阶梯度映射, 根据中可得知,  $|\cdot|$  可以看作为一个矩阵  $A$  应用于矢量化图像梯度  $\nabla I$ 。矩阵  $A$  的取值范围为  $\{-1, 1\}$ 。二阶梯度映射等价于线性算子乘以图像  $L$  的矢量形式。

$$\nabla^2 L = A \cdot \nabla^2 \cdot L = H \cdot L \quad (12)$$

根据海森矩阵可知二阶梯度算子有 3 个方向  $A = (A_1, A_2, A_3)^T$

$$A_1(i, i) = \begin{cases} 1, & \nabla_{xx} L(i) \geq 0 \\ -1, & \nabla_{xx} L(i) < 0 \end{cases} \quad (13)$$

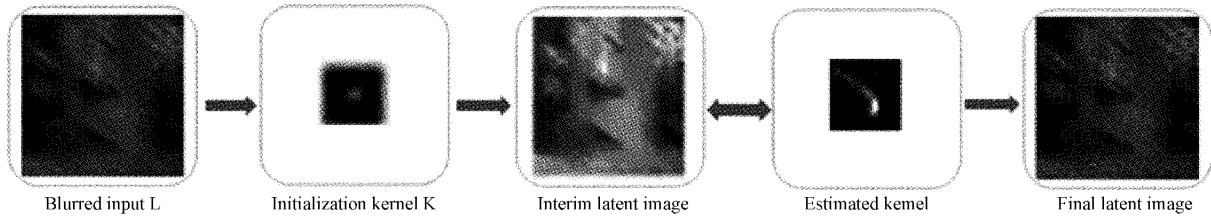


图 5 算法流程

### 2.4 潜在图像估计

因为式(15)是非凸问题, 因此提出一种有效的算法来求解。引入辅助变量  $a, b$  对应  $2 - \nabla^2 l, \nabla l$ 。以及  $p, q$  对应  $D(l), 1 - B(l)$ 。由此, 将目标函数重新写为

$$\{l, a, b, p\} = \min_{l, a, b, p} \|l \otimes k - D\|_2^2 + \beta_1 \|2 - \nabla^2 l - a\|_2^2 + \beta_2 \|\nabla l - b\|_2^2 + \psi \|D(l) - p\|_2^2 + \lambda_1 \|a\|_1 + \lambda_2 \|b\|_0 + \mu \|p\|_0 \quad (17)$$

其中,  $\beta_1, \beta_2, \psi$  是新引入的参数。通过调节参数, 使式(17)等价于式(15), 然后通过固定变量交替求解。上述变量的求解函数分别为:

$$\min_l \|KL - D\|_2^2 + \beta_1 \|2 - HL - a\|_2^2 + \beta_2 \|\nabla L - b\|_2^2 \quad (18)$$

$$\min_a \beta_1 \|2 - HL - a\|_2^2 + \lambda_1 \|a\|_1 \quad (19)$$

$$\min_b \beta_2 \|\nabla L - b\|_2^2 + \lambda_2 \|b\|_0 \quad (20)$$

$$\min_p \psi \|D(L) - p\|_2^2 + \mu \|p\|_0 \quad (21)$$

式中:  $K$  表示  $k$  的托普利兹形式。向量形式的  $D, a, b$  分别用  $D, a, b$  来表示。第 2 项中通过增加替代变量的方式, 保持速度和精度。式(18)可以变为:

$$\min_{l, c} \|KL - D\|_2^2 + \beta_1 \|2 - HL - a\|_2^2 + \beta_2 \|\nabla L - b\|_2^2 + \beta_3 \|L - c\|_2^2 \quad (22)$$

通过等式交替求解来更新  $L$  和  $c$ :

式中:  $A_2$  和  $A_3$  与  $A_1$  相同。

### 2.3 二阶梯度暗通道盲图像去模糊

本文基于极端通道去模糊的模型, 结合二阶梯度, 提出了一新模型。提出的模型目标函数为:

$$\min_{l, k} \|l \otimes k - D\|_2^2 + \lambda_1 \|2 - \nabla^2 l\|_1 + \lambda_2 \|\nabla l\|_0 + \lambda_3 \|k\|_2^2 + \mu \|D(l)\|_0 \quad (14)$$

其中,  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  为惩罚参数, 第 1 项是数据保真度项, 增大恢复图像和模糊核的卷积与模糊图像之间的相似性。第 2 项是引入的二阶梯度项。第 3 项是用于保留图像较大的边缘, 同时去除微小细节。第 5 项是用于保持暗通道的稀疏性。

图 5 所示的流程展示了本文模型的关键步骤。为了交替求解中间图像和模糊核, 将目标函数式(14)转化为以下两个子问题:

$$\min_l \|l \otimes k - D\|_2^2 + \lambda_1 \|2 - \nabla^2 k\|_1 + \lambda_2 \|\nabla L\|_0 + \mu \|D(l)\|_0 \quad (15)$$

$$\min_k \|l \otimes k - D\|_2^2 + \lambda_3 \|k\|_2^2 \quad (16)$$

$$\min_l \|KL - D\|_2^2 + \beta_2 \|\nabla L - b\|_2^2 + \beta_3 \|L - c\|_2^2 \quad (23)$$

$$\min \beta_1 \|2 - HL - a\|_2^2 + \beta_3 \|L - c\|_2^2 \quad (24)$$

其中, 利用 FFT 可以快速求解  $L$  和  $c$ :

$$L = F^{-1} \left[ \frac{\overline{F(K)}F(D) + \beta_2 \overline{F(\nabla_{xx})}F(b_{xx}) + \overline{F(\nabla_{xy})}F(b_{xy}) + \overline{F(\nabla_{yx})}F(b_{yx}) + \overline{F(\nabla_{yy})}F(b_{yy}) + \beta_3 F(c)}{\overline{F(K)}F(K) + \beta_2 \overline{F(\nabla_{xx})}F(b_{xx}) + \overline{F(\nabla_{xy})}F(b_{xy}) + \overline{F(\nabla_{yx})}F(b_{yx}) + \overline{F(\nabla_{yy})}F(b_{yy}) + \beta_3} \right] \quad (25)$$

$$c = \frac{\beta_1 H^T(2 - a) + \beta_3 L}{\beta_1 H^T H + \beta_3} \quad (26)$$

其中,  $F(\cdot)$  和  $F^{-1}(\cdot)$  分别表示傅里叶变换和其逆变换,  $\overline{F^{-1}(\cdot)}$  表示共轭傅里叶。式(19)中包含  $L1$  范数, 式(20)中含有  $L0$  范数利用半二次分裂法求得:

$$a = \text{sign}(2 - HL) \cdot \max\left(|2 - HL - \frac{\lambda_1}{2\beta_1}, 0\right) \quad (27)$$

$$b = \begin{cases} \nabla L, & |\nabla L|^2 \geq \frac{\lambda_2}{\beta_2} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (28)$$

$q$  也一样。

$$q = \begin{cases} D(l), & |D(l)|^2 \geq \frac{\gamma}{\omega} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (29)$$

### 2.5 模糊核的估计

已经恢复真实图像  $L$  后,在模糊核估计的子问题中,为了解决最小二乘问题同时提高收敛速度,本文使用梯度图像去模糊的方法。进而带有保真度  $L_2$  范数的式(16)可以重写为:

$$\min_k \|\nabla L \otimes k - \nabla D\|_2^2 + \lambda_3 \|k\|_2^2 \quad (30)$$

使用 FFT 求出模糊核  $k$  的解

$$k = F^{-1} \left( \frac{F(\nabla L)F(\nabla D)}{F(\nabla L)F(\nabla L) + \lambda_3} \right) \quad (31)$$

获得模糊核  $k$  的值后,需要将负元素置 0,进行归一化处理。然后采用图像金字塔以从粗到精的方式进行实验。算法 1 展示了金字塔核估计的主要步骤。

#### 算法 1:模糊内核估计算法

```

输入: 模糊图片  $B$ 
    用较粗层次的结果初始化  $k$ 
For  $i=1:5$  do
    使用算法计算中间图像  $L$ 
    使用算法计算内核  $K$ 
End for
输出: 模糊内核  $k$  和中间图像  $L$ 
    
```

## 3 实验结果与分析

### 3.1 实验参数

本文实验在 2.5 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 Levin 等<sup>[1]</sup>的数据集,对文本图像、自然图像以及低光照图像数据集进行了实验结果展示,另外在时间复杂度方面进行了实验评估,并与其他最先进的算法进行比较并展示。本文采用文献中的参数设置方法。由于当参数  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  和  $\lambda_3$  数值大时,先验项起主要作用,当  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  和  $\lambda_3$  数值小时,保真度项起到主要作用。为了确保结果的准确性和先验项的有效性,参数的值是根据经验设定的:  $\lambda_1 = \lambda_2 = \mu = 0.004$ ,  $\lambda_3 = 2$ 。迭代次数最大值为 5,暗通道邻域大小设置为 35。

### 3.2 结果分析与对比

首先,在 Levin 等<sup>[1]</sup>的数据集上进行了测试。Levin 数据集是由 4 个干净的图像与 8 个核卷积生成的。就累积误差比而言,与其他算法相比所提出的算法表现最佳。此外,本文还使用平均错误率作为性能评估标准。图 6 表明,该算法在平均误码率上取得了令人满意的结果。

其次,对 Krishnan 数据集<sup>[4]</sup>进行了测试,数据集中包括 4 张清晰的图像和 12 条相机运动轨迹。PSNR 值是通

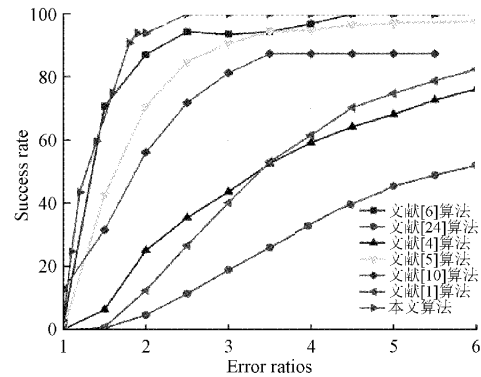


图 6 Levin 数据集结果

过将每个恢复图像与 199 个原始清晰图像进行比较并选择最佳结果来计算的。从图 7 可以看出,所提出的算法获得了最高的总平均 PSNR 值(37.000 9 dB)。

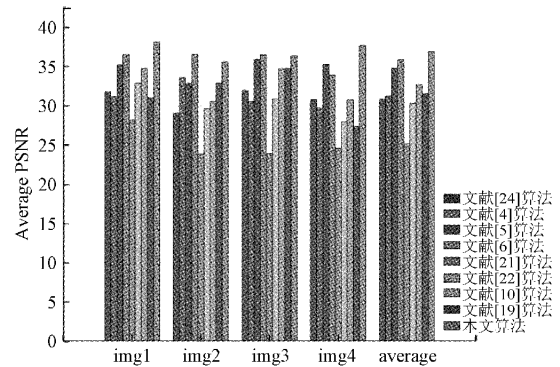


图 7 Krishnan 数据集结果

此外,在 Pan 的文本图像数据集上进行了实验<sup>[9]</sup>。数据集中包含 15 张清晰图像和 8 个卷积核图片生成的 120 张图片。包含数据集中上述方法的平均 PSNR 和 SSIM 值如表 1 所示。表 1 总结了文本图像数据集的 PSNR 和 SSIM 结果,本文的方法的平均 PSNR 比其他自然图像去模糊方法至少高 1.39 dB,SSIM 比其他方法至少高 0.026。如图 8 从视觉上看,通过本文的方法恢复的图像其他算法相比,效果更好。

再次,对自然图像数据集进行实验,其中包括“face”、“car”“animal”、“building”、“book”几个数据集进行了测试,表 2 给出了图像质量评价指标 PSNR、SSIM、MSE、UQI 的对比情况,其中 SSIM 和 MSE 主要是评价图像的结构相似性。根据表 2 各项指标对比结果,本文算法优于其他算法,其中 SSIM 值平均提高了 10% 以上,去模糊后的主观视觉效果也有了稳步提升。

最后,在低光照图像数据集进一步评估了本文算法,该数据集由 6 个清晰场景和 8 个内核组成。与清晰的图像相比模糊的图像具有饱和区域的模糊图像也具有较少稀疏的暗通道,因为它们通常具有饱和像素,这会干扰核估计过程。从图 9 中可以看出,本文的算法相对于一般的去

表 1 PSNR 和 SSIM 值

数据集	PSNR(dB)/SSIM									
	文献[20]		文献[21]		文献[6]		文献[5]		本文方法	
im01	12.86	0.53	14.48	0.53	12.53	0.58	13.32	0.60	16.94	0.76
im02	13.93	0.42	16.42	0.42	19.10	0.70	18.90	0.68	20.08	0.73
im03	12.01	0.42	14.29	0.47	15.42	0.67	14.14	0.64	16.28	0.68
im04	14.05	0.53	15.71	0.57	14.62	0.65	14.36	0.66	16.89	0.75
im05	14.45	0.36	16.37	0.31	15.03	0.63	16.57	0.65	18.20	0.67
im06	11.42	0.28	15.21	0.28	18.67	0.67	14.87	0.67	17.37	0.67
im07	13.74	0.23	16.14	0.31	18.57	0.73	19.00	0.82	19.97	0.69
im08	18.75	0.52	20.22	0.52	20.61	0.79	20.59	0.79	21.47	0.83
im09	11.57	0.33	14.50	0.33	16.43	0.71	14.31	0.73	17.04	0.73
im10	12.70	0.28	14.30	0.27	19.24	0.63	18.88	0.73	19.29	0.74
im11	11.86	0.43	14.18	0.38	22.35	0.66	14.75	0.65	15.24	0.74
im12	14.78	0.67	22.67	0.58	21.59	0.90	25.29	0.91	24.42	0.91
im13	13.84	0.23	17.57	0.23	20.55	0.69	21.25	0.66	22.69	0.69
im14	14.75	0.29	17.81	0.29	21.78	0.73	22.31	0.73	21.78	0.69
im15	13.38	0.27	18.06	0.27	0.73	0.67	20.23	0.66	22.10	0.69
Average	13.61	0.39	16.53	0.39	17.15	0.69	17.92	0.71	19.32	0.73

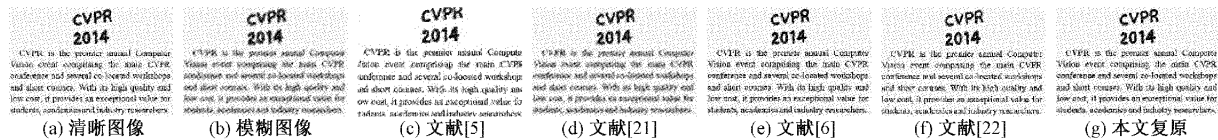


图 8 文本图像数据集结果

表 2 不同去模糊方法在自然图像上的评价指标

数据集	对比方法	评价指标			
		PSNR/dB	SSIM	MSE	UQI
face	文献[5]	26.552 3	0.854	238.099	0.962
	文献[6]	35.311 3	0.912	43.237	0.994
	文献[20]	21.801 3	0.459	4 033.864	0.881
	文献[21]	30.629 3	0.874	91.487	0.984
	文献[19]	31.386 6	0.883	83.067	0.987
	本文	38.200 4	0.938	28.679	0.997
car	文献[5]	34.865 7	0.912	40.191	0.992
	文献[6]	32.242 6	0.829	67.333	0.986
	文献[20]	20.711 7	0.439	1 758.477	0.655
	文献[21]	32.722 9	0.904	56.801	0.987
	文献[19]	31.624 2	0.814	76.437	0.984
	本文	37.036 9	0.901	30.356	0.995
book	文献[5]	23.528 1	0.751	455.364	0.936
	文献[6]	19.826 8	0.588	943.607	0.848
	文献[20]	15.539 2	0.149	4 111.012	0.547
	文献[21]	24.796 1	0.744	322.631	0.946
	文献[19]	17.463 6	0.481	1 601.398	0.757
	本文	30.009 0	0.821	156.879	0.985

续表 2

数据集	对比方法	评价指标			
		PSNR/dB	SSIM	MSE	UQI
building	文献[5]	26.810 5	0.865	190.506	0.966
	文献[6]	29.868 8	0.885	107.810	0.984
	文献[20]	17.319 7	0.219	2 145.892	0.655
	文献[21]	22.287 1	0.611	505.224	0.893
	文献[19]	25.361 1	0.788	281.298	0.957
	本文	31.407 8	0.923	76.655	0.988
animal	文献[5]	33.493 5	0.911	45.845	0.988
	文献[6]	30.947 5	0.847	80.638	0.979
	文献[20]	23.141 8	0.267	514.460	0.865
	文献[21]	28.236 8	0.655	137.113	0.958
	文献[19]	30.390 5	0.827	91.778	0.976
	本文	34.187 5	0.918	41.900	0.990



图9 低光照图像数据集结果

模糊方法<sup>[5-6]</sup>以及针对弱照明图像的特殊设计方法<sup>[23]</sup>表现良好。

### 3.3 运行时间对比

表3展示出几种不同算法的运行时间。与Wen方法<sup>[19]</sup>相比,本文方法在去模糊模型中引入了海森矩阵并用L1范数

进行约束。在求解提出模型的过程中,增加了暗通道的计算,因此增加了运行时间。使用Chen等<sup>[8]</sup>方法进行参数优化,提高了运行速度。总体上,本文提出算法与Pan等<sup>[5]</sup>和Yan等<sup>[6]</sup>相比具有明显的速度优势,与Chen等<sup>[8]</sup>和Wen等<sup>[19]</sup>相比,运行时间较长,但图像去模糊效果具有优越性。

表3 不同算法运行时间对比

数据集	运行时间/s				
	文献[5]	文献[6]	文献[8]	文献[19]	本文
book	1 006	957	552	76	640
animal	2 562	2 636	1 454	197	1 739
face	659	664	360	71	500
car5	873	886	468	68	662
building	1 819	1 930	1 074	140	1 397

## 4 结 论

本文提出了一种基于二阶梯度(海森矩阵)暗通道先验去模糊的模型。通过实验发现,海森矩阵随着图像变模糊而减小。因此将海森矩阵与图像暗通道结合,得到新的去模糊模型。本文使用线性运算符计算海森矩阵相关项,采用半二次分裂策略来解决提出模型的非凸问题。实验结果显示,本文提出的模型具有更强的鲁棒性,在速度方面优于目前算法,在基准数据集以及自然图像、文本图像、

低亮度图像数据集上都有优秀的表现。此外,本文将尝试在激光3D相机图像重建领域中应用所提出的先验算法。

### 参考文献

- [1] LEVIN A, WEISS Y, DURAND F, et al. Efficient marginal likelihood optimization in blind deconvolution[C]. CVPR 2011, 2011: 2657-2664.
- [2] HACOEN Y, SHECHTMAN E, LISCHINSKI D. Deblurring by example using dense correspondence[J]. 2013 IEEE International Conference on Computer

- Vision, 2013; 2384-2391.
- [3] SUN L, CHO S, WANG J, et al. Edge-based blur kernel estimation using patch priors [C]. IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), 2013; 1-8.
- [4] KRISHNAN D, TAY T, FERGUS R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure [C]. CVPR 2011, 2011; 233-240.
- [5] PAN J, HU Z, SU Z, et al.  $L_0$ -regularized intensity and gradient prior for deblurring text images and beyond [J]. In IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017; 342-355.
- [6] YAN Y, REN W, GUO Y, et al. Image deblurring via extreme channels prior [C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017; 6978-6986.
- [7] ZHANG Y, GAO K, WANG J, et al. Single-image dehazing using extreme reflectance channel prior [J]. IEEE Access, 2021, 9; 87826-87838.
- [8] CHEN L, FANG F, WANG T, et al. Blind image deblurring with local maximum gradient prior [C]. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2019; 1742-1750.
- [9] YANG D, WU X, YIN H. Blind image deblurring via a novel sparse channel prior [J]. Mathematics, 2022, 10(8); 1238.
- [10] XU X, PAN J, ZHANG Y J, et al. Motion blur kernel estimation via deep learning [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018; 194-205.
- [11] BAO J, LUO L, ZHANG Y, et al. Half quadratic splitting method combined with convolution neural network for blind image deblurring [J]. Multimedia Tools Appl, 2021; 3489-3504.
- [12] SHAO W Z, LIN Y Z, LIU Y Y, et al. Gradient-based discriminative modeling for blind image deblurring [J]. Neurocomputing, 2020, 413; 305-327.
- [13] ZHENG R, STEVENSON R L. Multi-image motion deblurring aided by inertial sensors [J]. Journal of Electronic Imaging, 2016, 25(1); 12-27.
- [14] YANG S F, CHENG C H. Fast computation of Hessian-based enhancement filters for medical images [J]. Comput Methods Programs Biomed, 2014, 116(3); 215-25.
- [15] 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.
- [16] YUAN J, WANG J. Compressive sensing based on  $L_1$  and Hessian regularizations for MRI denoising [J]. Magnetic Resonance Imaging, 2018, 51; 79-86.
- [17] LIU J, TAN J, ZHANG L, et al. Blind image deblurring via  $L_1$ -regularized second-order gradient prior [J]. Multimedia Tools and Applications, 2022, 81(27); 39121-39144.
- [18] CHENG L, WEI H. An image deblurring method based on improved dark channel prior [C]. Proceedings of Physics Conference Series, 2020; 12-17.
- [19] WEN F, YING R, LIU P, et al. Blind image deblurring using patch-wise minimal pixels regularization [J]. ArXiv Preprint, 2019, ArXiv, 906.06642.
- [20] NAH S, KIM T H, LEE K M. Deep multi-scale convolutional neural network for dynamic scene deblurring [C]. 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2017; 257-265.
- [21] KUPYN O, MARTYNIUK T, WU J, et al. DeblurGAN-v2: Deblurring (orders-of-magnitude) faster and better [C]. 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2019; 8877-8886.
- [22] TRAN P, TRAN A T, PHUNG Q, et al. Explore image deblurring via encoded blur kernel space [C]. 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2021; 11951-11960.
- [23] GUO X, LI Y, LING H. LIME: Low-light image enhancement via illumination map estimation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017; 982-993.
- [24] CHO S, WANG J, LEE S. Handling outliers in non-blind image deconvolution [C]. 2011 International Conference on Computer Vision. IEEE, 2011; 495-502.

### 作者简介

孙妍, 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉。

E-mail: sunyan19991231@163.com

甄国涌(通信作者), 博士, 教授, 主要研究方向为高速信号采集存储、机器视觉。

E-mail: zengguoyong@nuc.edu.cn

储成群, 博士, 讲师, 主要研究方向为恶劣环境下动态存储测试、机器视觉。

E-mail: chuchengqun@nuc.edu.cn

单彦虎, 博士, 讲师, 硕士生导师, 主要研究方向为动态测试技术、机器视觉。

E-mail: shanyanhu@nuc.edu.cn

赵林榕, 硕士研究生, 主要研究方向为机器视觉。

E-mail: zzzlr99@163.com