

文章编号 1004-924X(2017)09-2490-09

## 基于 L0 稀疏先验的相机抖动模糊图像盲复原

仇 翔<sup>1,2</sup>, 戴 明<sup>1\*</sup>

- (1. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;
2. 中国科学院大学, 北京 100059)

**摘要:**提出了一种基于 L0 稀疏先验的改进正则化模糊图像盲复原算法来解决相机抖动所产生的模糊问题。根据模糊图像的梯度分布要比清晰图像稠密并且暗通道的稀疏性也相对较小这一固有属性建立了新的优化模型。针对 L0 范数的高度非凸性和暗通道稀疏优化过程中涉及到的非线性最小化问题,提出了一种近似线性映射矩阵,并用半二次分解法对 L0 最小化问题进行求解。最后,采用快速傅里叶变换在频域中对模糊核及清晰图像进行交替迭代运算得到复原图像。对多幅不同类型的模糊图像进行了实验,结果显示:复原图像平均灰度梯度高达 11.411,图像信息熵达到 7.304,处理 365×285 的图像只需 8.07 s。提出的算法有效抑制了图像边缘处的振铃效应,完整保留了清晰的细节信息的同时显著提高了运算速度,并适用于多种不同类型图像的盲复原。

**关键词:**模糊图像;图像盲复原;L0 正则化;梯度分布;暗通道先验;振铃效应

**中图分类号:**TP751.1;TP391.41 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20172509.2490

## Blind restoration of camera shake blurred image based on L0 sparse priors

QIU Xiang<sup>1,2</sup>, DAI Ming<sup>1\*</sup>

- (1. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics,  
Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China;
  2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)
- \* Corresponding author, E-mail: daim@vip.sina.com

**Abstract:** An improved regularization blind restoration method based on L0 sparse prior was proposed to overcome the image blur from camera shake. A new optimization mode on the basis of inherent property which the gradient distribution of the blurred image is denser than that of the clear image and the sparse of the dark channel is relatively smaller. Aiming at the highly non-convex of L0 norm and nonlinear minimization problem in the dark channel sparse optimization process, an approximate linear map matrix based on look-up tables was proposed, and the linearized L0 minimization problem was solved by half-quadratic splitting methods. Finally, the fast Fourier transform was used to do iterative operation alternately for the fuzzy kernel and the clear image in frequency domain to obtain the restored image. Through experiments on several different types of blurred images, the results show that average gray level gradient is up to 11.411, the image entropy is up to 7.304, and it only takes 8.07s to process 365×285 images. The improved regularization algorithm effectively suppresses the

收稿日期:2017-01-04;修订日期:2017-04-10.

基金项目:林业公益性行业科研专项基金资助项目(No. 201204515)

ringing effect near the edge of the image, retains the integrity of clear details, improves the speed of operation significantly. The algorithm is suitable for all kinds of image restoration.

**Key words:** blurred image; blind image restoration; L0 regularization; gradient distribution; dark channel prior; ringing effect

## 1 引言

普通手持数字相机尤其是智能手机因其拍照时会受到自身震动的影响,所捕捉到的图像具有噪声复杂、模糊、对比度低和细节纹理不清等特点,致使图像质量大大下降<sup>[1-3]</sup>。大多数图像复原算法都是建立在点扩散函数已知的前提下<sup>[4]</sup>,但由于现实中的相机相对运动、非均匀噪声等未知因素的影响使得计算模糊核函数的精确度无法得到保证,因此对图像盲复原<sup>[5-7]</sup>算法的研究,有着迫切的现实需求,也是近年来计算机视觉的研究热点。

在空间不变线性系统上,理想状态下退化图像可被看作是由原始清晰图像与点扩散函数的卷积所形成的,现实中还会有加性噪声的存在。图像盲复原是一种利用模糊图像本身及相关成像系统的小部分先验知识同时估计出原始清晰图像和点扩散函数的方法。显而易见,这是一个高度病态的逆问题<sup>[8]</sup>。为了求解这类不适定问题,目前最有效的方法就是对模糊核以及原始图像添加正则化约束条件<sup>[9-10]</sup>,从而将其转化为良性问题。Fergus等人<sup>[11]</sup>通过对图像梯度进行稀疏约束来解决由于手持相机抖动所产生的模糊问题,并被广泛应用于图像去噪声、立体匹配以及光流法这类低级视觉任务中。但是,这种方法在估计模糊核时过分依赖原始图像的强边缘特性,产生了严重的人工振铃效应<sup>[12-13]</sup>,使得复原图像细节纹理不够清晰,精度大大下降;Levin等人<sup>[14]</sup>基于变分贝叶斯原理建立了混合高斯模型,在最大后验概率(MAP)框架下有效地滤除平凡解,提升了恢复图像的精度。但是,变分贝叶斯方法计算复杂度高,运行速度缓慢,无法满足时效性的需求;为此,Krishnan等人<sup>[10]</sup>提出了L1/L2范数对自然图像添加正则化稀疏先验;徐立等人<sup>[15-17]</sup>则更为直接有效地利用L0范数来规范原始图像,该算法简单可靠,在保证精度的同时显著提升了运算速度;

另一方面,胡哲、郭晓磊等人<sup>[18-20]</sup>基于不同类型图像的统计学分布特性建立了相应的优化模型,如人脸图像、文本图像以及低光照度图像等等。虽然此类单一类型复原算法相比传统方法精度高,但是其需要庞大的工程数据支持,而现实中很难实现。本文受到何凯明<sup>[21]</sup>所提出的基于暗通道先验的单幅图像去雾算法的启发,分析了模糊与清晰图像的暗通道特性,提出了一种可以广泛应用于各种类型图像的去模糊算法,并建立了新的优化方程来解决非凸优化和非线性最小化问题。本文所提算法在显著提高运行速度的同时,完整地保留清晰的细节信息,有效地抑制了人工振铃效应。主要工作安排如下:(1)对模糊图像的梯度分布要比清晰图像稠密并且暗通道的暗元素也相对更少这一性质进行说明。(2)在3 000对清晰与模糊图像的大型数据集上对(1)中所描述的性质进行实验,并通过数学论证,确保之后提出的L0正则化稀疏约束理论上的正确性。(3)建立新的优化方程,针对L0范数的高度非凸性和暗通道稀疏优化过程中涉及到的非线性最小化问题,根据查表法提出了一种近似线性映射矩阵,并用半二次分解法对L0最小化问题进行求解。(4)对实际采集的自然图像进行实验,并与当今最先进的去模糊算法进行比较。(5)运用所提算法对文本、人脸及低光照度等特殊图像进行复原,并与相应领域中最先进的算法进行比较分析。

## 2 图像特性分析

### 2.1 L0正则化梯度先验

梯度先验计算形式简单、运算速度快,能有效地滤除冗余信息,因此被广泛地应用于图像去模糊中。通过对清晰图像进行观察,我们发现像素的亮度值趋于两极分布,故而像素梯度的非零值也相对很少。图1(b)和(d)显示了一幅清晰的文本图像与其相应模糊图像的水平梯度分布直方图。

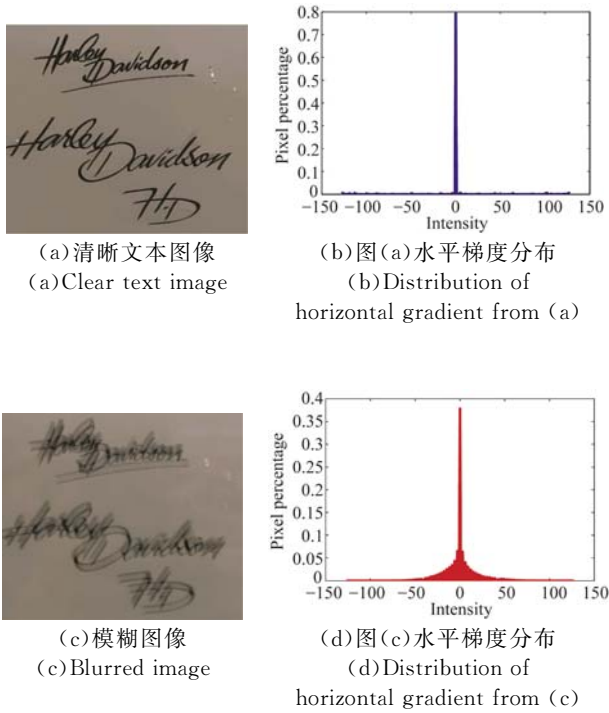


图 1 文本图像梯度分布特性

Fig. 1 Gradient properties of text images

可以看出模糊图像的梯度非零值很明显地要比清晰图像的分布更为密集。鉴于此,本文使用一种近似 L0 正则化先验  $G(\nabla \mathbf{I})$  对图像梯度进行稀疏约束,表达式如下:

$$G(\nabla \mathbf{I}) = \mu \|\nabla \mathbf{I}\|_0, \quad (1)$$

其中  $\mu$  为正则化加权参数。最开始  $G(\nabla \mathbf{I})$  只针对背景区域一致的文本图像进行约束,后来发现这种先验条件对于复杂场景的去模糊仍然有效。

## 2.2 图像暗通道特性及其理论证明

对于图像  $\mathbf{I}$ ,其暗通道可被定义为如下形式:

$$D(\mathbf{I})(x) = \min_{y \in N(x)} (\min_{c \in \{r, g, b\}} \mathbf{I}^c(y)), \quad (2)$$

其中:  $x$  和  $y$  表示像素的位置,  $N(x)$  是中心在  $x$  的图像块,  $\mathbf{I}^c$  代表颜色通道。若  $\mathbf{I}$  是灰度图像,则有  $\min \mathbf{I}^c(y) = \mathbf{I}(y)$ 。不难发现,暗通道先验主要用于描述图像块的最小亮度值。何凯明<sup>[21]</sup>等人发现了户外无雾图像的暗通道几乎为零,本文通过进一步观察得出大多数自然图像的暗通道元素也都趋于黑暗(如图 2(a))。然而,模糊图像的暗通道元素却存在着许多非零值,详细结果如图 2(b) 所示。

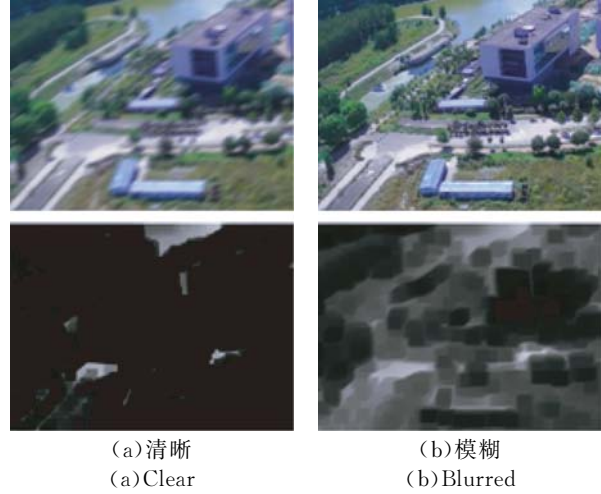


图 2 清晰与模糊图像的相应暗通道

Fig. 2 Dark channels of clear and blurred images

由于模糊图像是由清晰图像与点扩散函数进行卷积操作所形成的。因此,退化图像本质上就是一组离散的信号序列与另一组逆转  $180^\circ$  的随机信号的乘积和。其公式表达如下:

$$\mathbf{B}(x) = \sum_{z \in \Omega_k} \mathbf{I} \left[ x + \left[ \frac{s}{2} \right] - z \right] \mathbf{k}(z), \quad (3)$$

其中:  $\Omega_k$  和  $s$  分别代表图像坐标域和模糊核  $\mathbf{k}$  的尺寸,  $[\ ]$  为四舍五入操作,  $\mathbf{k}(z) \geq 0$ ,  $\sum_{z \in \Omega_k} \mathbf{k}(z) = 1$ 。公式(3)可被视为图像  $\mathbf{I}$  的局部加权线性组合。由此可以直观地看出,局部邻域的像素亮度加权和要大于领域内的最小亮度值,也就是卷积操作增加了黑暗元素的亮度。基于公式(3)给出的卷积定义在数学上可作出如下推导:

$$\begin{aligned} \mathbf{B}(x) &= \sum_{z \in \Omega_k} \mathbf{I} \left[ x + \left[ \frac{s}{2} \right] - z \right] \mathbf{k}(z) \geq \\ &\sum_{z \in \Omega_k} \min_{y \in N(x)} \mathbf{I}(y) \mathbf{k}(z) = \\ &\min_{y \in N(x)} \mathbf{I}(y) \sum_{z \in \Omega_k} \mathbf{k}(z) = \min_{y \in N(x)} \mathbf{I}(y), \end{aligned} \quad (4)$$

取  $N(x)$  的尺寸与模糊核的大小相同,可得:

$$\mathbf{B}(x) \geq \min_{y \in N(x)} \mathbf{I}(y), \quad (5)$$

其中:  $x$  是邻域内的暗像素,  $\mathbf{I}(x) = \min_{y \in N(x)} \mathbf{I}(y)$ ,  $\mathbf{B}(x) \geq \mathbf{I}(x)$ 。因此,在卷积运算后图像  $\mathbf{I}$  的暗像素亮度值往往会变大,如图 2 所示。

根据以上推断,可以得出模糊图像的两条固有特性,让  $D(\mathbf{B})$  和  $D(\mathbf{I})$  分别表示模糊与清晰图像的暗通道,则有:

$$D(\mathbf{B})(x) \geq D(\mathbf{I})(x). \quad (6)$$

设  $\Omega$  为图像  $\mathbf{I}$  的定义域,如存在像素  $x \in \Omega$  使  $\mathbf{I}(x) = 0$ ,则有:

$$\|D(\mathbf{B})(x)\|_0 \geq \|D(\mathbf{I})(x)\|_0, \quad (7)$$

其中 L0 范数计算  $D(\mathbf{I})$  中非零元素的个数。为了进一步验证以上的分析,在 SUN<sup>[13]</sup> 所提供的具有 3 000 幅图像的大型数据集上进行了实验。如图 3 所示(彩图见期刊电子版),清晰图像的暗通道显然要比模糊图像的暗通道拥有更多的零元素,并且这个属性也同样适用于其他图像类型,如文本、人脸以及低照度图像。因此,暗通道的稀疏性可以作为区分模糊与清晰图像的一种自然属性。

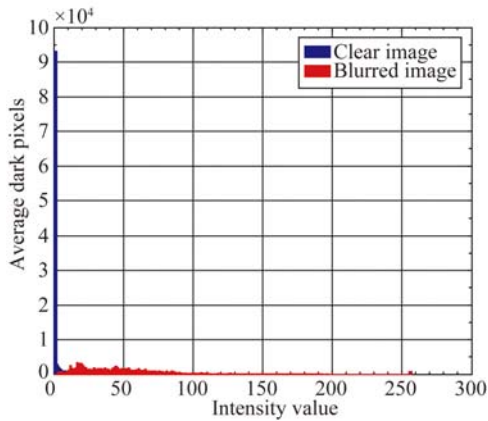


图 3 清晰与模糊图像的暗通道亮度直方图

Fig. 3 Intensity histograms for dark channels of clear and blurred images

### 3 L0 正则化模型的建立与图像恢复

#### 3.1 L0 正则化模型的建立

图像的退化过程在空间不变线性系统中可以用如下公式表达:

$$\mathbf{B} = \mathbf{I} \otimes \mathbf{k} + \mathbf{n}, \quad (8)$$

式中:  $\mathbf{I}$  和  $\mathbf{n}$  是清晰图像和噪声,  $\mathbf{k}$  是点扩散函数,  $\otimes$  是卷积运算符。由于要在只给定退化图像  $\mathbf{B}$  的情况下同时估计出  $\mathbf{I}$  和  $\mathbf{k}$ ,故必须对代价函数添加相应的正则化约束条件。

经过第二节中的分析,这里进一步对传统的图像去模糊标准模型添加梯度与暗通道稀疏先验,建立新的模型如下:

$$\min_{\mathbf{I}, \mathbf{k}} \|\mathbf{I} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{B}\|_2^2 + \gamma \|\mathbf{k}\|_2^2 + \mu \|\nabla \mathbf{I}\|_0 + \lambda \|D(\mathbf{I})\|_0, \quad (9)$$

式中第一项为距离项,用以保证复原图像与观测

图像之间误差最小;第二项为惩罚项,防止所求最优解过拟合;第三项是对原始图像梯度添加的正则化约束,滤除冗余信息,保留大梯度<sup>[15]</sup>;  $\gamma, \mu, \lambda$  是加权参数。

#### 3.2 图像恢复

针对式(9),选择坐标下降法交替求解原始图像  $\mathbf{I}$  与模糊核  $\mathbf{k}$ :

$$\min_{\mathbf{I}} \|\mathbf{I} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{B}\|_2^2 + \mu \|\nabla \mathbf{I}\|_0 + \lambda \|D(\mathbf{I})\|_0, \quad (10)$$

$$\min_{\mathbf{k}} \|\mathbf{I} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{B}\|_2^2 + \gamma \|\mathbf{k}\|_2^2. \quad (11)$$

##### 3.2.1 估计原始图像

由于最小化代价函数公式(10)中存在 L0 范数项以及非线性函数  $D(\mathbf{I})$ ,因此这是一个很难求解的 NP 问题。首先,用半二次分解法<sup>[5]</sup>解决 L0 范数最小化问题。然后,参考文献[17],引入辅助变量  $\mathbf{u}$  和  $\mathbf{g}$ ,则式(10)被改写为:

$$\min_{\mathbf{I}, \mathbf{u}, \mathbf{g}} \|\mathbf{I} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{B}\|_2^2 + \alpha \|\nabla \mathbf{I} - \mathbf{g}\|_2^2 + \beta \|D(\mathbf{I}) - \mathbf{u}\|_2^2 + \mu \|\mathbf{g}\|_0 + \lambda \|\mathbf{u}\|_0, \quad (12)$$

其中:  $\mathbf{u}$  为图像暗通道  $D(\mathbf{I})$ ,  $\mathbf{g} = (g_h, g_v)$  为图像水平和垂直方向梯度;  $\alpha$  和  $\beta$  为惩罚参数,当它们趋于无穷时,公式(12)接近于公式(10)<sup>[22]</sup>。通过交替迭代分别求解  $\mathbf{I}, \mathbf{u}$  和  $\mathbf{g}$ 。在给定  $\mathbf{I}$  求辅助变量  $\mathbf{u}$  和  $\mathbf{g}$  这个子问题时,并不涉及非线性函数  $D(\mathbf{I})$ 。因此,只需处理求解  $\mathbf{I}$  时的非线性最小化问题:

$$\min_{\mathbf{I}} \|\mathbf{I} \otimes \mathbf{k} - \mathbf{B}\|_2^2 + \alpha \|\nabla \mathbf{I} - \mathbf{g}\|_2^2 + \beta \|D(\mathbf{I}) - \mathbf{u}\|_2^2. \quad (13)$$

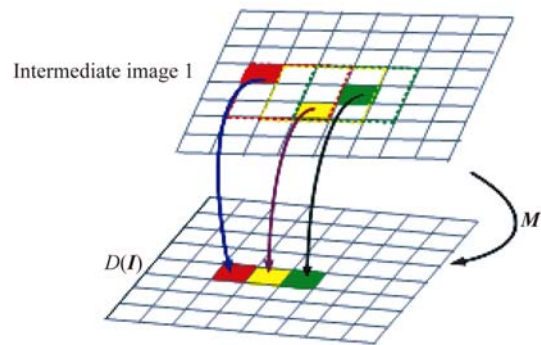


图 4 图像暗通道的矩阵映射

Fig. 4 Matrix maps of image to dark channel

为了将其转化为线性问题,这里根据查表法(LUT)提出了一种线性矩阵算子  $\mathbf{M}$ ,将矢量图像  $\mathbf{I}$  映射到暗通道  $D(\mathbf{I})$  上。设  $y = \operatorname{argmin}_{z \in N(x)} \mathbf{I}(z)$ ,  $\mathbf{M}$

满足下列条件:

$$\mathbf{M}(x, z) = \begin{cases} 1, & z=y \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (14)$$

将矢量图像  $\mathbf{I}$  与矩阵  $\mathbf{M}$  的第  $x$  行相乘可得像素  $y$  的亮度值,  $\mathbf{I}(y)$  等价于  $D(\mathbf{I})(x)$ 。参照原始图像中间值, 根据式(14)构造矩阵  $\mathbf{M}$ 。如图 4 所示, 在中间值  $\mathbf{I}$  上的三个正方形用于计算领域内的暗元素, 每个图像块上的最小亮度值被标记

$$\mathbf{I} = F^{-1} \left\{ \frac{F(\mathbf{T}_k) F(\mathbf{B}) + \beta F(\tilde{\mathbf{u}}) + \alpha (F(\nabla_h) F(\mathbf{g}_h) + F(\nabla_v) F(\mathbf{g}_v))}{F(\mathbf{T}_k) F(\mathbf{k}) + \beta + \alpha (F(\nabla_h) F(\nabla_h) + F(\nabla_v) F(\nabla_v))} \right\} \quad (16)$$

给定  $\mathbf{I}$ , 分别计算  $\mathbf{u}$  和  $\mathbf{g}$ :

$$\min_{\mathbf{u}} \beta \| D(\mathbf{I}) - \mathbf{u} \|_2 + \lambda \| \mathbf{u} \|_0, \quad (17)$$

$$\min_{\mathbf{g}} \alpha \| \nabla \mathbf{I} - \mathbf{g} \|_2 + \mu \| \mathbf{g} \|_0,$$

式(17)是逐像素最小化问题<sup>[17]</sup>, 可求得闭合解:

$$\mathbf{u} = \begin{cases} D(\mathbf{I}), & |D(\mathbf{I})|^2 \geq \frac{\lambda}{\beta} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (18)$$

$$\mathbf{g} = \begin{cases} \nabla \mathbf{I}, & |\nabla \mathbf{I}|^2 \geq \frac{\mu}{\alpha} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (19)$$

主要步骤如下:

输入: 初始化模糊图像  $\mathbf{B}$  和模糊核  $\mathbf{k}$ ;

$\mathbf{I} \leftarrow \mathbf{B}, \beta \leftarrow \beta_0$

Repeat;

根据公式(2)计算暗通道  $D(\mathbf{I})$ ;

根据公式(18)求解  $\mathbf{u}$ ;

根据公式(19)求解  $\mathbf{g}$ ;

$\alpha \leftarrow \alpha_0$

Repeat;

根据公式(16)计算  $\mathbf{I}$ ;

$\alpha \leftarrow 2\alpha$

Until  $\alpha > \alpha_{\max}$ ;

$\beta \leftarrow 2\beta$

Until  $\beta > \beta_{\max}$ ;

输出: 复原图像  $\mathbf{I}$  的中间值。

### 3.2.2 估计模糊核 $\mathbf{k}$

给定  $\mathbf{I}$ , 公式(11)估计模糊核为最小二乘问题。添加梯度使结果更加精确<sup>[15]</sup>, 方程改写为:

$$\min_{\mathbf{k}} \| \nabla \mathbf{I} \otimes \mathbf{k} - \nabla \mathbf{B} \|_2 + \gamma \| \mathbf{k} \|_2 \quad (20)$$

类似于现有的方法<sup>[20]</sup>, 通过 FFT 对公式(20)进行求解。获得  $\mathbf{k}$  之后, 代入式(10)和(11), 最终通过迭代输出复原图像。主要步骤如下:

了不同的颜色, 转置矩阵  $\mathbf{M}^T$  则为反变换。

如此, 则有  $\mathbf{M}\mathbf{I} = D(\mathbf{I})$  严格成立。公式(13)可被改写为:

$$\min_{\mathbf{I}} \| \mathbf{T}_k \mathbf{I} - \mathbf{B} \|_2 + \alpha \| \nabla \mathbf{I} - \mathbf{g} \|_2 + \beta \| \mathbf{M}\mathbf{I} - \mathbf{u} \|_2, \quad (15)$$

其中:  $\mathbf{T}_k$  是  $\mathbf{k}$  的卷积矩阵形式,  $\mathbf{B}$ ,  $\mathbf{g}$  和  $\mathbf{u}$  分别代表各自的矢量。通过快速傅里叶变换(FFT)<sup>[20]</sup>, 可得:

输入: 模糊图像  $\mathbf{B}$  与复原图像  $\mathbf{I}$  的中间值;

While  $i \leq \max\_iter$  do;

根据公式(11)计算  $\mathbf{k}$ ;

根据公式(10)计算  $\mathbf{I}$ ;

End while;

输出: 模糊核  $\mathbf{k}$  与清晰图像  $\mathbf{I}$ 。

## 4 实验结果与分析

本文实验在 Intel i5 处理器(3.3 GHz, 64 位 Win7 系统), 4G 内存的 PC 机上利用 Matlab2014a 进行测试。不仅对自然图像数据集<sup>[13]</sup>中的大量图片进行了仿真实验, 还对文本、人脸以及低光照度等特殊类型的图像进行了复原, 并将本文算法与 Fergus 等<sup>[11]</sup>、Levin 等<sup>[14]</sup>、Krishnan 等<sup>[10]</sup>、Cho 等<sup>[20]</sup>、徐立等<sup>[15]</sup>、胡哲等<sup>[18]</sup>以及郭晓磊等<sup>[19]</sup>提出的算法进行了比较分析。

实验中设置了算法的相关参数。为了能够复原清晰的图像细节, 正则化超参分别取  $\gamma=2$  和  $\lambda=\mu=0.005$ 。为了权衡精度与速度, 经过大量的测试表明, 当  $\max\_iter=10$ , 同时选择  $35 \times 35$  邻域计算暗通道时可以取得最好的时效性。

### 4.1 自然图像的测试与分析

如图 5(彩图见期刊电子版)所示为一幅重度模糊的鲜花图像复原结果, 黑色框内包含虚假信息。徐立的算法呈现出了较好的全局对比度以及非常艳丽的色彩, 但整体上产生了严重的振铃效应和降晰效应(如图 5(b)中绿叶与花瓣处震荡明显, 多处细节丢失); Fergus 算法呈现了较好的全局清晰度, 但仍有较明显的人工振铃效应, 花瓣及较深颜色的树叶细节不够清晰; Levin 的算法虽然只有轻微的振铃效应和比较完整的细节, 但整体对比度低, 花瓣与绿叶的连接处仍有剩余模糊;

Krishnan 算法呈现了较好的对比度和更好的全局清晰度,但花蕊周边比较模糊;本文算法呈现了较好的视觉效果,很少的人工痕迹和丰富的场景细节,如花朵、花蕊以及深色绿叶处的细节更加清晰,图像更加平滑自然。

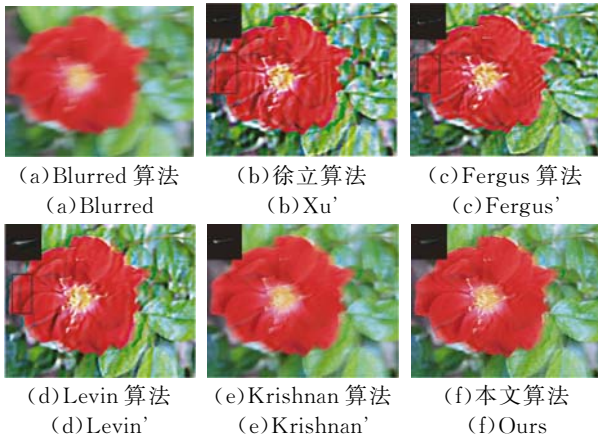


图 5 自然鲜花图像复原效果对比

Fig. 5 Comparisons of natural flower image restoration effect

如图 6 所示为低光照度饱和模糊图像的复原结果。其中,Krishnan 等人的算法受到饱和区域像素的影响,估计模糊核失败,复原图像局部对比度低,整体图像仍然存在大量剩余模糊,饱和区域亮度分布不够稀疏,楼窗灯光以及楼体本身的细节丢失严重;与 Krishnan 等的算法相比,徐立等的算法一定程度上保留了楼体及楼窗处的细节,但这两种方法都无法正确地估计模糊核,不能有效地恢复清晰图像;Levin 的算法呈现了较好的全局对比度,饱和区域亮度分布也较为稀疏,但产生了较为明显的人工振铃效应,局部细节不够清晰(如图 6(d)中楼体中间的灯光处)。胡哲等人

的算法可以准确地估计模糊核,并且较完整地保留了图像的细节,人工痕迹很少,只有轻微的振铃效应,但与本文算法相比,楼窗处的灯光细节仍然不够清晰,图像处理也不够平滑自然。本文算法无论是在楼体、楼窗灯光边缘和楼间连接处都清晰地呈现了场景的细节,并且色彩自然、真实,视觉效果好。

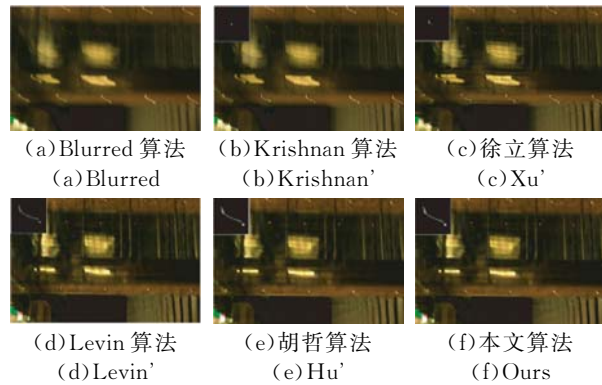


图 6 低光照度饱和图像复原效果对比

Fig. 6 Comparison of low-light saturation image restoration effect

图 7 将本文所提算法与文本类图像的去模糊算法进行了比对。从实验结果可以看出,徐立等算法没能准确估计出模糊核,在文字处理上出现了重影,边缘处的细节不清,严重影响了文本的识别(如图 7(b));Cho 等人的算法可以精确估计出模糊核,有效去除了文字模糊,展现了清晰的细节,几乎无人工痕迹(如图 7(e));如图 7(f)(彩图见期刊电子版)所示,本文算法所估计的模糊核与图 7(e)的基本一致,所得视觉效果也极为相似,红色框内只有轻微的剩余模糊。

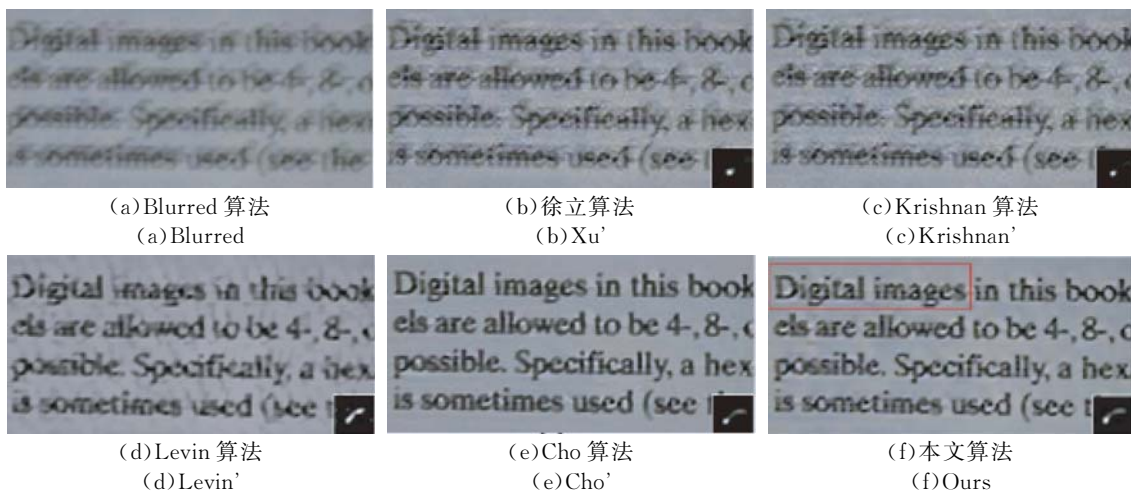


图 7 文本图像复原效果对比

Fig. 7 Comparison of text image restoration effect



图 8 人脸图像复原效果对比

Fig. 8 Comparison of face image restoration effect

图 8 将本文算法与专用于人脸图像的去模糊算法进行了对比。

从实验结果可以看出, Krishnan 等没能准确估计出模糊核, 在面部出现了阴影, 人工痕迹明显, 严重影响了人脸的识别(如图 8(b)); 郭晓磊等算法可以精确估计出模糊核, 有效去除了面部模糊, 展现了清晰的细节, 抑制了振铃效应(如图 8(e)); 如图 8(f)所示, 本文算法所估计的模糊核与图 8(e)的基本一致, 所得视觉效果也极为相似。

### 4.2 质量评价

采用灰度平均梯度值(GMG)和图像熵(H)作为评价复原图像精度的标准指标。GMG 能较好的反应图像的对比度和纹理特征, 其值越大表示图像越清晰, 噪声越小, 细节越完整, 图像恢复质量越好, 表达式如下:

$$GMG = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{\Delta I_x^2 + \Delta I_y^2}{2}} = \frac{1}{(M-1)(N-1)} \sum_{i=1}^{M-1} \sum_{j=1}^{N-1} \sqrt{\frac{[g(i, j+1) - g(i, j)]^2 + [g(i+1, j) - g(i, j)]^2}{2}}, \quad (21)$$

式中  $g(i, j)$  为灰度图中像素的亮度值。图像熵表示图像所含有的信息量, 图像熵值越大, 反映图像的信息量越大, 保留的细节越丰富, 相应的图像恢复质量就越好, 其表达式如下:

$$H = - \sum \sum p(i, j) \ln p(i, j),$$

$$p(i, j) = \frac{x(i, j)}{\sum \sum x(i, j)}, \quad (22)$$

式中  $x(i, j)$  是像元。

选取多幅不同类型的模糊图像, 分别计算以上两种指标, 测试结果如表 1 和表 2 所示。从实验结果可以看出, 在大多数情况下, 本文算法要优于其他对比算法, 能够保留完整的细节信息, 并且适用范围广。

表 1 图像灰度平均梯度值评价结果

Tab. 1 Evaluation results of image gray mean grads

Image	Natural	Low illumination	Text	Face	Average
Fergus	8.824	5.757	12.762	9.874	9.305
Levin	9.265	6.167	12.245	11.268	9.737
Krishnan	9.784	4.643	11.784	11.761	9.493
Xu	8.765	5.435	10.687	12.421	9.327
Hu	10.284	7.324	12.754	12.876	10.810
Cho	10.358	6.687	14.625	10.678	10.587
Guo	9.968	6.347	10.256	13.341	9.978
Ours	10.987	7.365	14.249	13.042	11.411

表 2 图像熵评价结果

Tab. 2 Evaluation results of image entropies

Image	Natural	Low illumination	Text	Face	Average
Fergus	7.768	6.648	6.646	7.448	7.128
Levin	7.787	6.728	6.559	7.524	7.149
Krishnan	7.806	6.611	6.525	7.479	7.105
Xu	7.683	6.714	6.481	7.561	7.110
Hu	7.851	6.826	6.686	7.643	7.252
Cho	7.836	6.784	6.821	7.537	7.246
Guo	7.825	6.732	6.678	7.723	7.239
Ours	7.912	6.916	6.715	7.674	7.304

### 4.3 计算复杂度和运行时间

表3所示为5种图像复原算法的运行时间对比结果,皆在i5处理器(3.3 GHz,64位),4 G内存的PC机上,采用Matlab编程实现。

表3 运算速度对比  
Tab.3 Comparison of computing speeds (s)

Image	Natural	Low illumination	Text	Face
Size	760×900	533×800	702×346	365×285
Fergus	453.62	267.98	136.48	63.05
Levin	427.25	228.65	117.56	55.06
Krishnan	104.37	62.04	32.72	10.29
Xu	35.26	26.78	14.87	3.61
Hu	48.64	30.42	17.34	4.76
Ours	85.76	52.75	27.21	8.07

从对比结果可以看出,本文算法的计算速度明显优于Levin和Fergus的算法,提升了将近八倍。与徐立和胡哲所提L0正则化算法相比,本

文算法通过FFT进行加速,但还需额外计算图像的暗通道和映射矩阵,耗费过多的时间,略优于Krishnan所提的算法。处理365×285图像只需8s左右。

## 5 结论

本文提出一种有效去除相机抖动模糊的盲复原算法,可以广泛应用于各种类型模糊图像。利用图像梯度与暗通道特性添加L0稀疏先验约束,建立了高精度的优化函数模型。根据查表法提出了一种近似线性映射矩阵,并用半二次分解法对L0最小化问题进行求解。通过FFT对算法进行加速,显著提升了算法速度。选取多幅不同种类的图像,从主观和客观两方面对算法进行了比较,实验表明本文算法能有效抑制图像边缘处的振铃效应,完整保留清晰的细节信息,显著提高了运算速度,优于当今最先进的其他算法,在人脸、文本、低光照度场景下都产生了极好的效果。

### 参考文献:

- [1] 阮光诗,孙俊喜,孙阳,等. 处理异常值的相机抖动模糊图像复原[J]. 中国图像图形学报, 2014, 19(5):677-682.  
RUAN G SH, SUN J X, SUN Y, et al.. Disposing of outliers in camera-shake blurred images restoration [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2014, 19(5):677-682. (in Chinese)
- [2] 孙韶杰,吴琼,李国辉. 基于变分贝叶斯估计的相机抖动模糊图像的盲复原算法[J]. 电子与信息学报, 2010, 32(11):2674-2679.  
SUN SH J, WU Q, LI G H. Blind image deconvolution algorithm for camera-shake deblurring based on variational bayesian estimation [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2010, 32(11):2674-2679. (in Chinese)
- [3] 周同同. 基于相机抖动的模糊图像的盲复原实现[D]. 南京:南京理工大学, 2013.  
ZHOU T T. *Blind restoration of blurred image based on camera shake* [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2013. (in Chinese)
- [4] WANG N C, DING J J, CHEN L A, et al.. Efficient image deblurring via blockwise non-blind deconvolution algorithm[C]. 2015 10th *International Conference on Information, Communications and Signal Processing*, IEEE, 2015:1-5.
- [5] 廖永忠,蔡自兴,何湘华. 应用半二次罚函数的图像盲去模糊[J]. 光学精密工程, 2015, 23(7):2086-2092.  
LIAO Y ZH, CAI Z X, HE X H. Image blind deblurring with half-quadratic penalty method [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(7):2086-2092. (in Chinese)
- [6] LEVIN A, WEISS Y, DURAND F, et al.. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2009:1964-1971.
- [7] 廖永忠,蔡自兴,何湘华. 快速运动模糊图像盲解卷积算法[J]. 光学精密工程, 2013, 21(10):2688-2694.  
LIAO Y ZH, CAI Z X, HE X H. Fast algorithm for motion blurred image blind deconvolution [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2013, 21(10):2688-2694. (in Chinese)
- [8] DAI W H, ZHANG L, LIANG S Y. Multi-objective optimization approach to ill-posed inverse problem [C]. *4th International Conference on Natural Computation*, IEEE, 2008:515-519.
- [9] 余义斌,彭念,甘俊英. 凹凸范数比值正则化的快

- 速图像盲去模糊[J]. 电子学报, 2016, 44(5): 1168-1173.
- YU Y B, PENG N, GAN J Y. Fast blind image deblurring using ratio of concave norm to convex norm regularization [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(5):1168-1173. (in Chinese)
- [10] KRISHNAN D, TAY T, FERGUS R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure [C]. 2011 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2011:233-240.
- [11] FERGUS R, SINGH B, HERTZMANN A, *et al.*. Removing camera shake from a single photograph [C]. *ACM Transactions on Graphics*, 2006, 25(3):787-794.
- [12] JOSHI N, SZELISKI R, KRIEGMAN D J. PSF estimation using sharp edge prediction [C]. 2008 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2008:1-8.
- [13] SUN L B, CHO S, WANG J, *et al.*. Edge-based blur kernel estimation using patch priors [C]. 2013 *IEEE International Conference on Computational Photography*, IEEE, 2013:1-8.
- [14] LEVIN A, WEISS Y, DURAND F, *et al.*. Efficient marginal likelihood optimization in blind deconvolution [C]. 2011 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2011:2657-2664.
- [15] XU L, ZHENG S C, JIA J Y. Unnatural  $L_0$  sparse representation for natural image deblurring [C]. 2013 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2013:1107-1114.
- [16] 陶宗勤, 方贤勇, 谈业静, 等. 基于双  $L_0$  稀疏先验的图像运动去模糊[J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(6):207-211.
- TAO Z Q, FANG X Y, TAN Y J, *et al.*. Image motion deblurring based on double  $L_0$  sparse prior [J]. *Computer Applications and Software*, 2016, 33(6):207-211. (in Chinese)
- [17] XU L, LU C W, XU Y, *et al.*. Image smoothing via  $L_0$  gradient minimization [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2011, 30(6):174.
- [18] HU Z, CHO S, WANG J, *et al.*. Deblurring low-light images with light streaks [C]. 2014 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2014:3382-3389.
- [19] 郭晓磊, 曹萌萌, 薄一航. 基于相机运动子空间的人脸图像非均匀去模糊[J]. 计算机应用与软件, 2016, 33(3):197-199, 225.
- GUO X L, CAO M M, BO Y H. Face image non-uniform deblurring based on camera motion subspace [J]. *Computer Applications and Software*, 2016, 33(3):197-199, 225. (in Chinese)
- [20] CHO H, WANG J, LEE S. Text image deblurring using text-specific properties [C]. *Proceedings of the 12th European Conference on Computer Vision*, Springer, 2012:524-537.
- [21] HE K M, SUN J, TANG X O. Single image haze removal using dark channel prior [C]. 2009 *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2009:1956-1963.
- [22] WANG Y L, YANG J F, YIN W T, *et al.*. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction [J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2008, 1(3):248-272.

## 作者简介:



仇翔(1990—),男,北京人,博士研究生,2012年于北京信息科技大学获得学士学位,主要从事图像复原,去运动模糊算法的研究。E-mail: yongwu zhifeng@163.com

## 导师简介:



戴明(1965—),男,湖北潜江人,研究员,博士生导师,1993年于中国科学院长春光学精密机械与物理研究所获得硕士学位,主要从事图像处理及恢复技术的研究。E-mail: daim@vip.sina.com