

基于局部最大和最小强度先验的遥感图像盲去模糊

王琪瑶^{1,3}, 胡琰悦^{1*}, 李潇雁^{1,2}, 陈凡胜^{1,2}¹中国科学院上海技术物理研究所中国科学院智能红外感知重点实验室, 上海 200083;²国防科技大学杭州高等研究院, 浙江 杭州 310024;³中国科学院大学, 北京 100049

摘要 针对遥感图像的运动模糊问题,提出一种基于局部最大和最小强度先验的遥感图像盲去模糊方法。该方法利用遥感图像局部像素强度的稀疏性作为先验条件,使用简单的迭代阈值收缩方法求解潜像和模糊核,再由非盲反卷积算法得到去模糊图像。实验结果表明,所提方法能提高计算效率,对于可见、红外遥感图像,均能有效恢复图像的纹理细节,抑制伪影,提升了复原图像的主观效果与客观评价指标。

关键词 遥感图像; 运动模糊; 图像去模糊; 盲复原

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP212682

Blind Deblurring of Remote Sensing Images Based on Local Maximum and Minimum Intensity Priors

Wang Qiyao^{1,3}, Hu Zhuoyue^{1*}, Li Xiaoyan^{1,2}, Chen Fansheng^{1,2}¹Key Laboratory of Intelligent Infrared Perception, Shanghai Institute of Technical Physics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 200083, China;²Hangzhou Institute for Advanced Study, National University of Defense Technology, Zhejiang 310024, Hangzhou, China;³University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract A blind deblurring method of remote sensing images based on local maximum and minimum intensity priors is proposed to solve the motion blur problem. The sparsity of local pixel intensity of remote sensing image is used as a prior condition in this method, and a simple iterative threshold shrinkage method is applied to solve the latent image and blur kernel, then we obtain the deblurred image using by non-blind deconvolution algorithm. The experimental results show that the proposed method can improve the computational efficiency. For both optical and near-infrared remote sensing images, it can availablely restore the texture details of the images, suppress artifacts, and improve the subjective effect and objective evaluation index for the restored images.

Key words remote sensing image; motion blurring; image deblurring; blind restoration

1 引言

遥感成像过程极其复杂,成像系统与目标在曝光时间内相对运动造成的光轴偏移、像面抖动、目标物体的移动和地球自转等都会导致采集的图像出现运动模糊现象。去模糊是遥感图像应用的一项重要预处理技术,目的是从模糊图像中恢复清晰图像。在成像系统的点扩展函数(PSF)未知的情况下进行图像解模糊,称为盲复原。盲复原适用于大多数实际应用场景,但

它是一个病态反问题,具有高度的不适定性,因而一直是数字图像处理领域的难点和热点。

近年来,单帧图像盲去模糊问题取得了显著进展,国内外学者提出了一系列基于不同框架的方法:拟合修正模糊图像的模糊核的方法,如黄国兴等^[1]提出的洛伦兹拟合点扩展函数;数据驱动的深度学习的盲去模糊方法,如Hradis等^[2]搭建的卷积神经网络(CNN)模型,唐唯等^[3]提出的基于深度学习的方法;更常见的是基于非自然稀疏图像先验的方法,如2009年Krishnan

收稿日期: 2021-10-08; 修回日期: 2021-11-06; 录用日期: 2021-12-28; 网络首发日期: 2022-01-10

通信作者: *uestchu@163.com

等^[4]提出的 l_1/l_2 归一化稀疏性度量先验, Perrone 等^[5]提出的基于对数全变差的图像先验, 采用不同的数学手段逼近梯度图像 l_0 范数; 2017 年 Pan 等^[6]提出了梯度/灰度混合先验模型, 开启了非自然组合图像先验 $l_0 + X$ 模型的新范式^[7]; 接着又出现了基于暗通道先验、显著性强度和梯度先验^[8]、局部最小强度先验等一系列算法, 进一步丰富了 $l_0 + X$ 模型。基于先验的盲去模糊方法被证实对自然图像有良好的去模糊效果^[9]。

与自然图像相比, 遥感图像具有地物信息多、尺寸较大、分辨率偏低、信噪比偏低、对比度偏低、边缘模糊等特点。因此以上算法用于遥感图像去模糊时存在两个主要问题: 恢复的图像丢失纹理细节, 甚至会在图像边缘出现不期望的振铃伪影; 计算量大, 运行速度慢。

针对以上不足, 本文提出了一种基于局部最大和最小强度先验的遥感图像盲去模糊方法。将遥感模糊

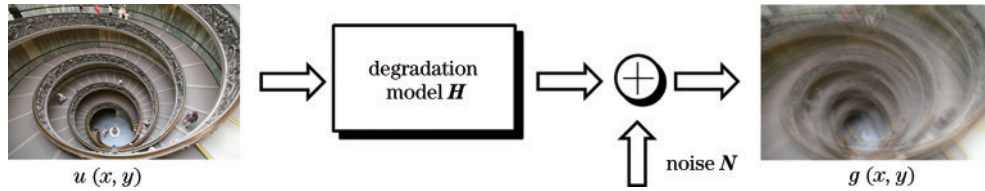


图 1 图像一般退化模型

Fig. 1 General image degradation model

当图像产生均匀运动模糊时, 可以将退化函数 H 用一个空间不变线性模糊核 k 表示, 模糊图像 g 是由清晰图像 u 与模糊核 k 卷积生成的, 同时加上加性高斯白噪声 N , 数学表达为

$$g = k \otimes u + N, \quad (2)$$

式中: \otimes 表示线性卷积算子。传统影像去模糊算法, 比如逆滤波、维纳 (Weiner) 滤波、Richard-Lucy 算法等, 都是假设模糊核 k 是已知的, 并根据特定的反问题求解模型估算出清晰的原始图像。这类已知成像系统模糊函数的去模糊技术, 称为非盲图像复原。与之相对应, 在模糊核未知且原始目标图像未知的情况下进行图像去模糊, 称为盲图像复原。2006 年 Fergus 等^[10]发表了消除单帧图像中的相机抖动的研究成果, 此后图像盲复原问题成为了影像处理领域的焦点问题。解决盲去模糊问题, 最常用的方法是利用后验分布概率 $p(k, u|g)$, 根据贝叶斯准则, 可以得到

$$p(\hat{k}, \hat{u}|g) \propto p(g|k, u) p(k) p(u), \quad (3)$$

式中: $p(g|k, u)$ 表示似然项 (likelihood); $p(k)$ 和 $p(u)$ 分别表示模糊核和清晰图像的先验。现有的方法往往都是通过对图像和模糊核添加一定的先验约束, 再求解运动模糊问题的。根据求解方法, 目前的单帧盲去运动模糊算法可以分为: 基于最大后验概率 (MAP) 的方法、基于变分贝叶斯 (VB) 的方法、基于边缘预测的算法。其中 MAP 方法最为常见, 因为该方法可灵活地选择正则化项, 在数值求解上最为高效, 在实际应用

与清晰图像在局部最大、最小像素强度分布上的显著差异作为最大后验框架下的先验条件, 然后使用迭代阈值收缩算法求解潜像和模糊核。实验结果证明, 所提方法在遥感图像的去模糊问题上取得了良好的效果, 在恢复图像细节、抑制伪影、提高运算效率方面皆优于对比算法。

2 基于局部像素强度先验的遥感图像盲去模糊

2.1 算法框架

一般将清晰图像的退化过程描述成如图 1 所示的形式, 数学表达为

$$g = Hu + N, \quad (1)$$

式中: u 表示清晰图像; H 表示成像过程中的退化函数; N 表示噪声; g 表示退化图像。

中往往能够取得较好的去模糊效果。

MAP 方法是通过最大化后验分布概率 $p(k, u|g)$ 来解决问题的。结合贝叶斯公式, 搭建 MAP 框架:

$$(\hat{u}, \hat{k}) = \arg \max_{u, k} p(k, u|g) = \arg \max_{u, k} p(g|k, u) p(k) p(u). \quad (4)$$

对式 (4) 取对数并进行进一步计算后, 可以得到

$$(\hat{u}, \hat{k}) = \arg \max_{u, k} \{ \log p(k, u|g) + \log p(k) + \log p(u) \} \Rightarrow \arg \min \left\{ \|k * u - g\|^2 + \rho_u(u) + \rho_k(k) \right\}, \quad (5)$$

式中: $\|k * u - g\|^2$ 为数据拟合项; $\rho_u(u)$ 和 $\rho_k(k)$ 分别为潜在清晰图像和模糊核的正则化项。数据拟合项常用 L_2 范数^[11-12] 或 L_1 范数^[13] 进行约束, 模糊核 k 的先验 $\rho_k(k)$ 一般也用 L_1 范数或 L_2 范数^[14] 进行约束; 而潜像 u 往往根据算法提出的不同先验模型进行更改。因为式 (5) 是一个病态问题, 因此如何选择清晰图像的先验模型成为一个至关重要的问题。

2.2 局部像素强度先验

将一幅图像 $u \in \mathbb{R}^{m \times n \times c}$ 划分为 P 个不重叠的局部块, 块的大小为 $r \times r$, 其中 $P = \left\lfloor \frac{m}{r} \right\rfloor \cdot \left\lfloor \frac{n}{r} \right\rfloor$, 基于此 Wen 等^[15] 提出了局部最小像素 (pmp) 的概念, 即

$$(u)(i) = \min_{(x, y) \in \Omega_i} \left[\min_{c \in \{r, g, b\}} u(x, y, c) \right], \quad (6)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, P$; Ω_i 表示第 i 个局部块的像素位置

索引集。对 810 幅清晰和模糊遥感图像的局部最小像素进行比较,结果如图 2 所示。从图 2 可以看出,经过

模糊处理后的遥感图像像素分布明显更分散,清晰图像的局部最小像素具有稀疏性,且符合重尾分布。

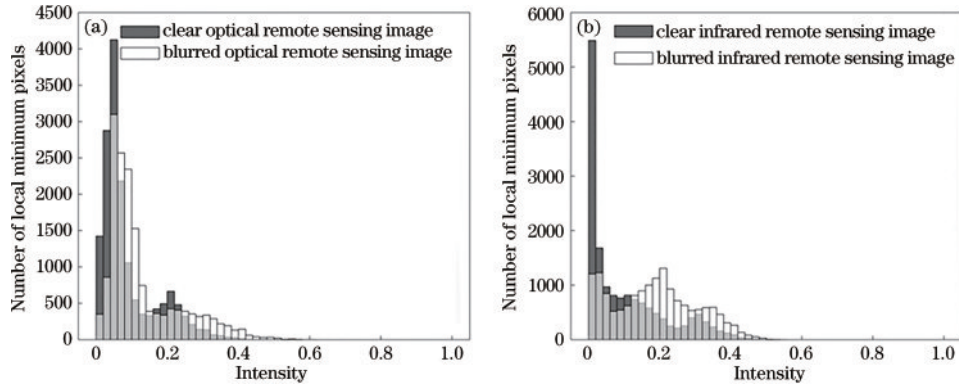


图 2 清晰图像和对应模糊遥感图像的局部最小像素强度直方图,局部块的大小为 45×45 。(a)清晰与模糊可见光遥感图像局部最小像素强度直方图;(b)清晰与模糊红外遥感图像局部最小像素强度直方图

Fig. 2 Local minimum pixel intensity histograms of clear images and corresponding blurred remote sensing images, the size of local blocks is 45×45 . (a) Local minimum pixel intensity histogram of clear and blurred optical remote sensing images; (b) local minimum pixel intensity histogram of clear and blurred infrared remote sensing images

Krishnan 等^[4]提出的超拉普拉斯分布可以很好地拟合图像的稀疏分布,因此可以使用超拉普拉斯分布作为 MAP 框架下的先验约束。那么求解清晰图像的表达式为

$$\min_u \| \mathbf{k} \otimes \mathbf{u} - \mathbf{g} \|_2^2 + \gamma \| \mathbf{k} \|_2^2 + \mu \| \nabla \mathbf{u} \|, \quad (7)$$

subject to $(\mathbf{u})(i) \sim h(\mathbf{x}),$

式中: γ 和 μ 均为权重参数; $h(\mathbf{x})$ 为特定阈值以下的超拉普拉斯分布的概率密度函数。观察图 2(a) 发现,可见光遥感图像中相对缺乏小像素值。这是因为可见光

遥感图像会受到强光源(如太阳光)、明亮物体的反光等因素影响,导致局部像素强度的提高。这一特性可能会减弱遥感图像局部最小像素的稀疏性,影响 pmp 算法的稳健性。基于此,本文提出局部最大像素,受到 Yan 等^[14]提出的亮通道先验的启发,定义局部最大像素为

$$\mathcal{M}(\mathbf{u})(i) = \max_{(x,y) \in \Omega_i} \left[\max_{c \in \{r,g,b\}} u(x,y,c) \right]. \quad (8)$$

对清晰和模糊遥感图像的局部最大像素进行比较,结果如图 3 所示。

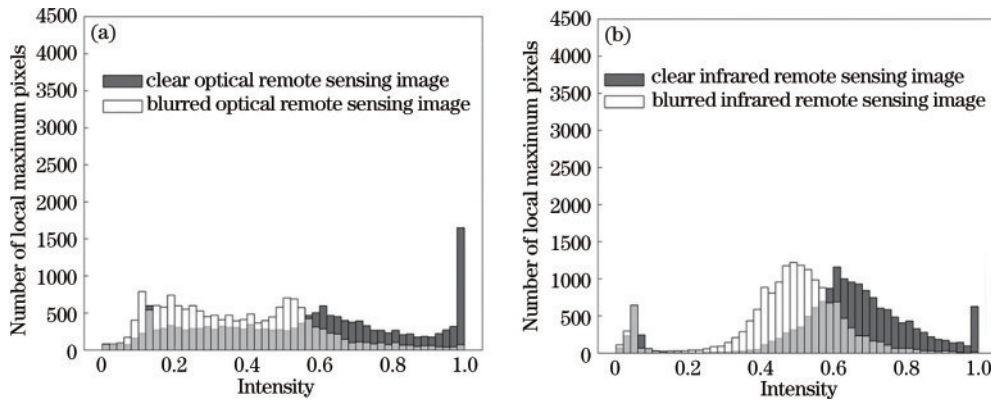


图 3 清晰图像和对应模糊遥感图像的局部最大像素强度直方图,局部块的大小为 45×45 。(a)清晰与模糊可见光遥感图像局部最大像素强度直方图;(b)清晰与模糊红外遥感图像局部最大像素强度直方图

Fig. 3 Local maximum pixel intensity histograms of clear images and corresponding blurred remote sensing images, the size of local blocks is 45×45 . (a) Local maximum pixel intensity histogram of clear and blurred optical remote sensing images; (b) local maximum pixel intensity histogram of clear and blurred infrared remote sensing images

无论是可见光图像还是红外遥感图像,清晰图像与模糊图像之间的局部最大像素值的分布都存在很大差异,模糊图像的局部最大像素相比于清晰图像具有更低的强度,即模糊处理减少了潜在局部块中强度为 1 的像素。拓展文献[14]中对亮通道的数学证明,可

以将遥感图像的这一特性表示为

$$\mathcal{M}(\mathbf{g})(i) \leq \mathcal{M}(\mathbf{u})(i). \quad (9)$$

为了与局部最小像素先验保持统一性以便于后续计算,将式(9)变换成

$$1 - \mathcal{M}(\mathbf{g})(i) \geq 1 - \mathcal{M}(\mathbf{u})(i). \quad (10)$$

类似于 pmp 先验, 可以用超拉普拉斯分布拟合 $1 - \mathcal{M}(\mathbf{u})(i)$ 分布, 作为一项先验加入式 (7), 那么需要求解的去模糊问题就可以表述为

$$\min_{\mathbf{u}} \|\mathbf{k} \otimes \mathbf{u} - \mathbf{g}\|_2^2 + \gamma \|\mathbf{k}\|_2^2 + \mu \|\nabla \mathbf{u}\|_0$$

subject to $(\mathbf{u})(i) \sim \rho(\mathbf{x}), 1 - \mathcal{M}(\mathbf{u})(i) \sim \rho(\mathbf{x})$. (11)

式 (11) 即为所提基于局部像素强度先验的遥感图像盲去模糊方法的完整模型。

2.3 中间潜像与模糊核估计

式 (11) 是一个非凸问题, 可以用在去模糊问题中广泛应用的交替迭代算法进行求解, 即通过固定模糊核 \mathbf{k} 求解中间潜像 \mathbf{u} , 或固定中间潜像 \mathbf{u} 求解模糊核 \mathbf{k} , 那么中间潜像的求解可以转变为子问题:

$$\min_{\mathbf{u}} \|\mathbf{k}^i \otimes \mathbf{u} - \mathbf{g}\|_2^2 + \mu \|\nabla \mathbf{u}\|_0$$

subject to $(\mathbf{u})(i) \sim \rho(\mathbf{x}), 1 - \mathcal{M}(\mathbf{u})(i) \sim \rho(\mathbf{x})$. (12)

引入辅助变量 \mathbf{D} , 将式 (12) 转换为

$$\min_{\mathbf{u}} \|\mathbf{k}^i \otimes \mathbf{u} - \mathbf{g}\|_2^2 + \mu \|\mathbf{D}\|_0 + \beta \|\nabla \mathbf{u} - \mathbf{D}\|_2^2$$

subject to $(\mathbf{u})(i) \sim \rho(\mathbf{x}), 1 - \mathcal{M}(\mathbf{u})(i) \sim \rho(\mathbf{x})$, (13)

式中: β 为惩罚参数。式 (13) 可以通过交替计算求解 \mathbf{D} 和 \mathbf{u} , 并且在求解过程中使用文献 [15] 中的阈值收缩步骤对图像的局部最大与最小像素进行稀疏性诱导。

用 $\mathbf{u}_p = (\mathbf{u})$ 表示图像 \mathbf{u} 的局部最小像素集。设定一个大于 0 的阈值 λ , 将 \mathbf{u}_p 更新为

$$\hat{\mathbf{u}}_p(i) = \begin{cases} 0, & |u_p(i)| < \lambda \\ u_p(i), & |u_p(i)| \geq \lambda \end{cases} \quad (14)$$

为后续计算需要, 定义一个大小为 $m \times n$ 的映射矩阵 N_p , 对应局部最小像素在集合中的位置, 即

$$N_p(i, j) = \begin{cases} 1, & j = \arg \min_{j \in \Omega_i} u(j) \\ 0, & j \neq \arg \min_{j \in \Omega_i} u(j) \end{cases}, \quad (15)$$

那么可以得到

$$\mathbf{u}_p = \mathbf{u} \circ N_p \quad (16)$$

同理, 定义局部最大像素集 $\mathbf{u}_m = \mathcal{M}(\mathbf{u})$ 和映射矩阵 N_m , 表示为

$$\hat{\mathbf{u}}_m(i) = \begin{cases} 1, & |1 - u_m(i)| < \omega \\ u_m(i), & |1 - u_m(i)| \geq \omega \end{cases}, \quad (17)$$

$$N_m(i, j) = \begin{cases} 1, & j = \arg \min_{j \in \Omega_i} [1 - u(j)] \\ 0, & j \neq \arg \min_{j \in \Omega_i} [1 - u(j)] \end{cases}, \quad (18)$$

式中: ω 为一个大于 0 的阈值。然后, 更新图像 \mathbf{u} 为

$$\hat{\mathbf{u}} = [\mathbf{u} \circ (1 - N_p)] \circ (1 - N_m) + \hat{\mathbf{u}}_p \circ N_p + \hat{\mathbf{u}}_m \circ N_m \quad (19)$$

对于式 (19) 中给出的 $\hat{\mathbf{u}}$, 求解引入的辅助变量 \mathbf{D} 的表达式为

$$\mathbf{D} = \arg \min_{\mathbf{D}} \beta \|\nabla \hat{\mathbf{u}} - \mathbf{D}\|_2^2 + \mu \|\mathbf{D}\|_0, \quad (20)$$

这个问题可以采用近似最小化的方法求解。最后求解中间潜像的表达式为

$$\hat{\mathbf{u}} = \arg \min_{\mathbf{u}} \|\mathbf{k}^i \otimes \mathbf{u} - \mathbf{g}\|_2^2 + \beta \|\nabla \mathbf{u} - \mathbf{D}\|_2^2, \quad (21)$$

其中 \mathbf{u} 可以使用快速傅里叶变换 (FFT) 进行求解:

$$\hat{\mathbf{u}}_1 = \mathcal{F}^{-1} \left\{ \frac{\overline{\mathcal{F}(\mathbf{k}^i)} \circ \mathcal{F}(\mathbf{g}) + \beta [\overline{\mathcal{F}(\nabla_h)} \circ \mathcal{F}(\mathbf{D}_h) + \overline{\mathcal{F}(\nabla_v)} \circ \mathcal{F}(\mathbf{D}_v)]}{\overline{\mathcal{F}(\mathbf{k}^i)} \circ \mathcal{F}(\mathbf{k}^i) + \beta [\overline{\mathcal{F}(\nabla_h)} \circ \mathcal{F}(\nabla_h) + \overline{\mathcal{F}(\nabla_v)} \circ \mathcal{F}(\nabla_v)]} \right\}, \quad (22)$$

式中: ∇_h 和 ∇_v 分别表示水平和垂直微分算子; $\mathcal{F}(\cdot)$ 和 $\mathcal{F}^{-1}(\cdot)$ 分别表示快速傅里叶变换和逆变换。求解模糊核 \mathbf{k} , 采取基于梯度图像的方法 [16], 给定 \mathbf{u} , 更新模糊核的表达式为

$$\mathbf{k}^{i+1} = \arg \min_{\mathbf{k}} \|\mathbf{k} \otimes \nabla \mathbf{I} - \nabla \mathbf{g}\|_2^2 + \gamma \|\mathbf{k}\|_2^2, \quad (23)$$

这是一个二次最小化问题, 也采用 FFT 进行求解:

$$\mathbf{k}^{i+1} = \mathcal{F}^{-1} \left[\frac{\overline{\mathcal{F}(\nabla_h \mathbf{u})} \circ \mathcal{F}(\nabla_h \mathbf{g}) + \overline{\mathcal{F}(\nabla_v \mathbf{u})} \circ \mathcal{F}(\nabla_v \mathbf{g})}{\overline{\mathcal{F}(\nabla_h \mathbf{u})} \circ \mathcal{F}(\nabla_h \mathbf{u}) + \overline{\mathcal{F}(\nabla_v \mathbf{u})} \circ \mathcal{F}(\nabla_v \mathbf{u}) + \gamma} \right]. \quad (24)$$

实际计算中利用多尺度盲反卷积方法进行核估计时 \mathbf{k} 的负元素被设置为 0, 最后进行归一化。

2.4 算法的整体流程

所提算法主要包含盲复原和非盲反卷积两个部分。结合中间潜像与模糊核估计, 图 4 归纳了盲复原的步骤。

经过盲复原得到了估计模糊核 $\hat{\mathbf{k}}$, 再使用非盲反

Algorithm 1: blind deblurring algorithm

```

Input: blurred image  $\mathbf{g}$ , initial kernel  $\mathbf{k}$ 
For  $i = 1$ : max_iter do
     $\mathbf{u} \leftarrow \mathbf{g}, \beta \leftarrow \beta_0$ 
    Repeat
        For  $j = 0$ :  $J - 1$  do
            Solve for  $N_p$  and  $N_m$  via Equ.(16) and Equ.(18)
            Obtain  $\hat{\mathbf{u}}_p$  and  $\hat{\mathbf{u}}_m$  via Equ.(14) and Equ.(17)
            Update  $\hat{\mathbf{u}}$  via Equ.(19)
            Compute  $\mathbf{D}$  via Equ.(20)
            Update  $\hat{\mathbf{u}}$  via Equ.(22)
        End for
         $\beta \leftarrow 2\beta$ 
    Until  $\beta > \beta_{\max}$ 
    Solve blur kernel  $\hat{\mathbf{k}}$  via Equ.(23)
End for
Output: intermediate latent image  $\hat{\mathbf{u}}$  and blur kernel  $\hat{\mathbf{k}}$ 
    
```

图 4 盲复原算法流程

Fig.4 Flowchart of blind deblurring algorithm

卷积方法得到最终的去模糊图像。选用的非盲反卷积算法为 Krishnan 等^[4]的研究成果。该算法使用超拉普拉斯先验,把凸问题分解为一个二次凸子问题和一个非凸子问题,使用交替最小化方法进行反卷积。更简单也最常用的非盲反卷积算法有维纳滤波^[17]、Richardson-Lucy 算法^[18]等,但这些经典方法对有误差的估计核很敏感,会导致复原图像中出现严重的振铃伪影。因此,选择文献[4]中的方法,它对较小的核估计误差容忍性好,且计算快速,鲁棒性好。

3 实验结果与分析

为了评价所提算法应用于遥感图像的实际性能,建立了各由 40 张运动模糊遥感图像组成的可见光和红外遥感图像数据集。数据集包括 10 幅图像和 4 个模糊核。遥感图像来自 Sentinel-2 卫星,经 ENVI 处理获得了图像的可见光图像(B2、B3、B4)和近红外图像(B8),图像的分辨率为 10 m。为了使算法在数据集上可行,裁剪图像大小为 1800×1800 。

使用 Levin 等^[19]提出的 17×17 、 19×19 、 21×21 、 23×23 像素的 4 个大小不等的模糊核(下文记为核 1、核 2、核 3、核 4)对图片进行处理。Levin 等将相机放在三脚架上,锁定三脚架的 Z 轴旋转手柄,松开 X 和 Y 手柄后,使用 85 mm 镜头和 0.3 s 曝光时间获得模糊图

像,经过校准后,提取到了均匀模糊核,如图 5 所示。分别对可见光图像和近红外图像与卷积核进行卷积,模拟真实运动模糊,得到了 2 个由 40 张运动模糊遥感图像组成的数据集。

对所提算法与几种目前公认较为先进的图像盲去模糊算法^[9]进行比较,包括使用归一化稀疏性先验的盲复原方法(下称 Krishnan-11)^[11]、基于 L0 正则化强度和梯度先验的文本图像盲复原方法(下称 Pan-14)^[6]、基于图的图像盲复原方法(下称 Bai-18)^[20]、基于局部最小强度先验的图像盲复原方法(下称 Wen-20)^[15]。所有的算法和图像质量评价均在 MATLAB R2018a 中实现,所使用的笔记本电脑配置 Windows10 64 位系统,处理器配置为 Intel(R) Core(TM) i5-8250U CPU@ 1.60 GHz (8 CPUs), ~1.8 GHz。通过算法复原图像的主观效果、客观评价指标值、运行时间来验证所提算法的有效性。

3.1 主观效果评价

所提基于局部最大和最小强度先验的遥感图像盲去模糊结果如图 6 所示。图中展示了计算出的部分模糊核和复原结果。通过人眼主观观察,所提算法在运动模糊遥感图像上取得了良好的效果,经过处理的图片在质量上有明显的提升,计算出的模糊核接近真实模糊核,丢失的纹理细节也得到了一定程度的恢复。

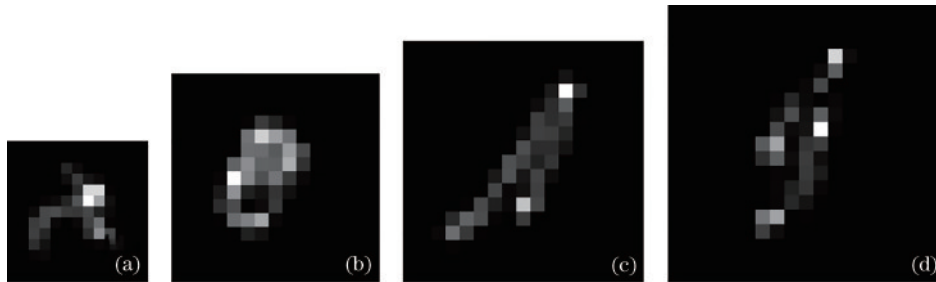


图 5 使用的 4 个大小不等的模糊核。(a) 17×17 模糊核; (b) 19×19 模糊核; (c) 21×21 模糊核; (d) 23×23 模糊核
Fig. 5 Four blur kernels used in this work. (a) 17×17 kernel; (b) 19×19 kernel; (c) 21×21 kernel; (d) 23×23 kernel

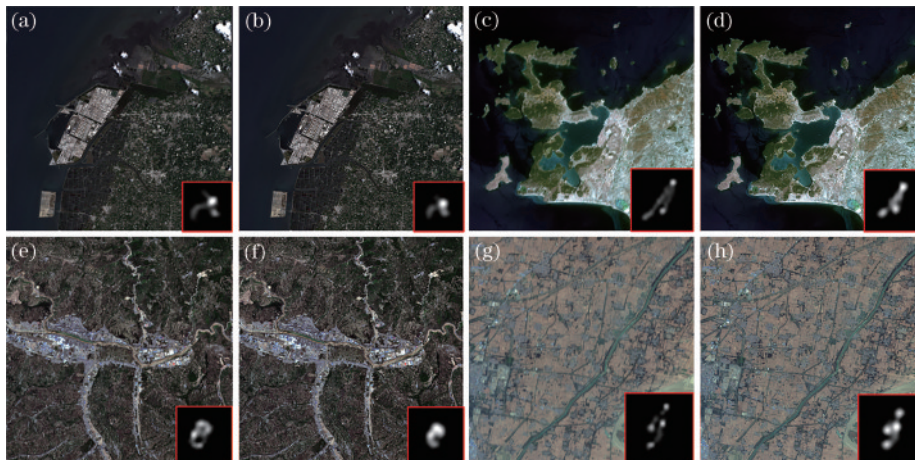


图 6 所提算法复原可见光模糊遥感图像结果。(a) (c) (e) (g) 模糊图像和真实模糊核; (b) (d) (f) (h) 去模糊结果和估计模糊核
Fig. 6 Results of restoration of visible blurred remote sensing images by the proposed algorithm. (a) (c) (e) (g) Blurred images and real blur kernels; (b) (d) (f) (h) deblurring results and estimated blur kernels

相比于一般图像,遥感图像包含的信息量大,每一个像素都包含很多的地物信息,出现振铃伪影会严重影响对地观测效果。对比其他几种算法产生的结果,

所提算法的去模糊图像中具有更少的振铃伪影,如图 7 所示。

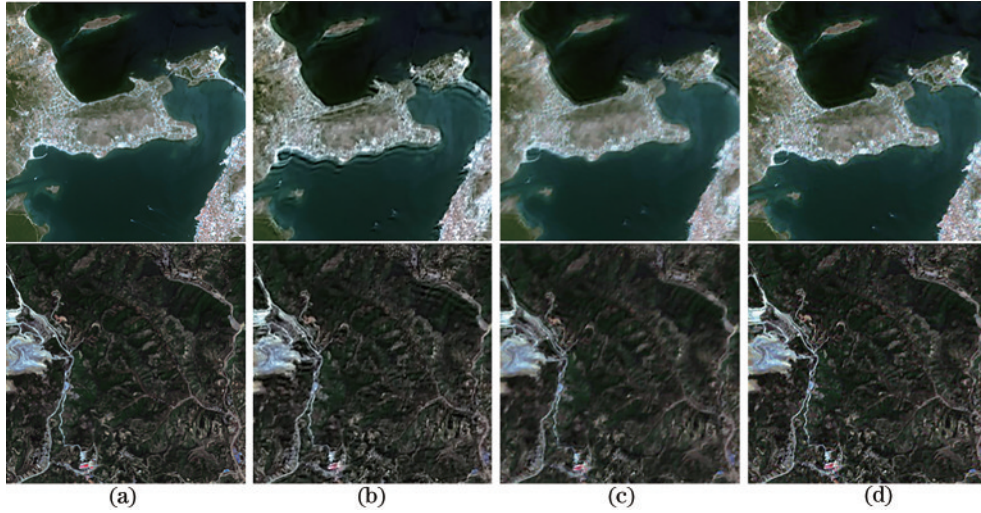


图 7 不同方法复原后图像细节对比。(a)原清晰图像;(b) Krishnan-11的复原图像;(c) Bai-18的复原图像;(d)所提方法的复原图像
Fig. 7 Comparison of image details after restoration by different methods. (a) Ground-truth images; (b) deblurring results of Krishnan-11; (c) deblurring results of Bai-18; (d) deblurring results of proposed method

3.2 客观性能指标

由于遥感图像往往数据量巨大,且细节部分难以肉眼分辨,使用主观评价方法既不现实也不准确,因此进一步使用图像质量评价指标对算法进行评价。使用全参考图像质量评价指标峰值信噪比(PSNR)和结

构相似性(SSIM)对 5 种算法的实际处理效果进行定量评价。评价结果如图 8 和图 9 所示。箱线图反映可见光图像和近红外图像各 40 幅运动模糊遥感图像经 5 种盲复原算法处理后的 PSNR 和 SSIM 值的统计结果。表 1 和表 2 展示了平均 PSNR 和 SSIM 值。

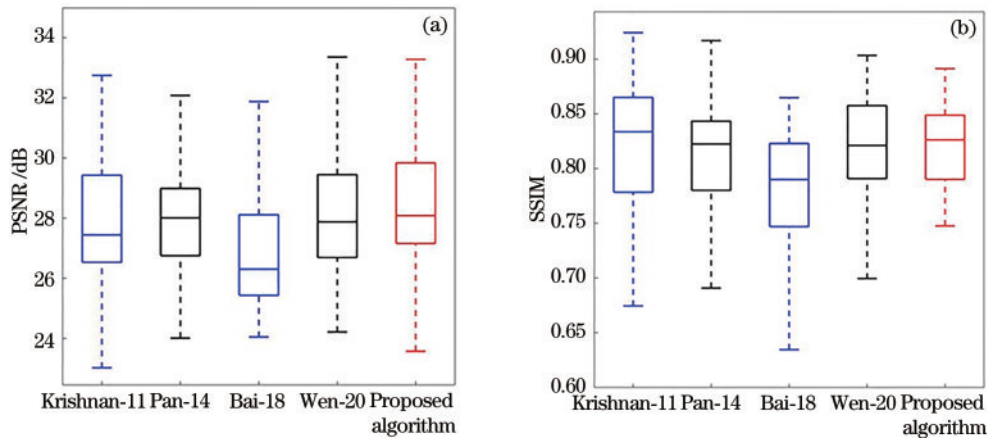


图 8 5 种盲复原算法在可见光遥感图像上的定量评估结果。(a)平均 PSNR;(b)平均 SSIM
Fig. 8 Quantitative evaluation results of 5 blind restoration algorithms for optical remote sensing images. (a) Average PSNR; (b) average SSIM

所提算法的 PSNR 和 SSIM 两项客观指标值都取得了最大值,表明复原图像与原图像接近程度最高。相比于评分最低的算法,所提算法的 PSNR 值提高了约 1.5 dB;与本文工作最为相似的盲去模糊方法 Wen-20 作比较,PSNR 指标也有大于 0.3 dB 的提升。结果可以证明所提算法在遥感可见光图像去模糊问题上的有效性。

与可见光遥感图像情况下的结果类似,所提算法

复原后对红外遥感图像的客观指标值相比于其他算法也有所提高,但 PSNR 值只比 Wen-20 高出 0.1 dB,在指标值上的提升不如可见光图像情况下的结果。分析图 3 中的局部最大像素强度直方图,对比图 3(a)与图 3(b)可以发现,清晰可见光遥感图像的“亮像素”数量明显多于清晰红外遥感图像,这一特点可以对局部最大像素先验针对可见光遥感图像更有效的现象做出解释。

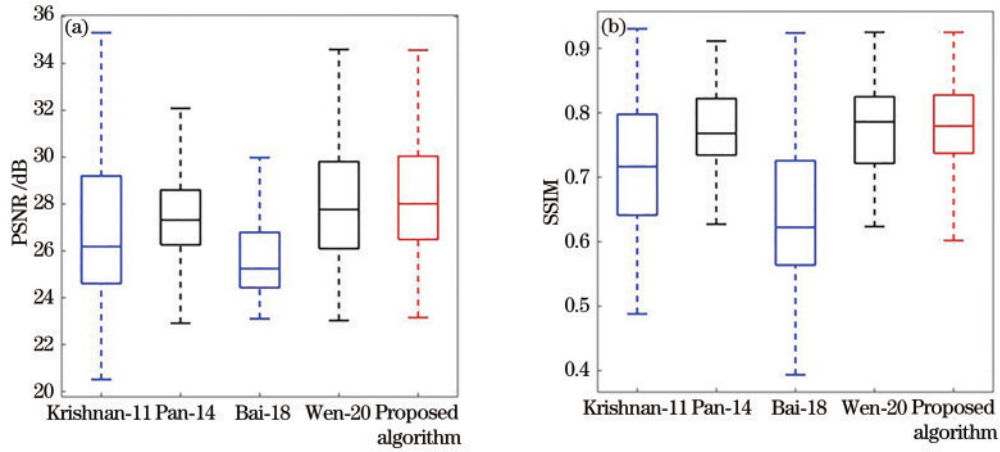


图 9 5 种盲复原算法在红外遥感图像上的定量评估结果。(a)平均 PSNR;(b)平均 SSIM

Fig. 9 Quantitative evaluation results of 5 blind restoration algorithms for infrared remote sensing images. (a) Average PSNR; (b) average SSIM

表 1 可见光遥感盲复图像的平均 PSNR 和 SSIM

Table 1 Average PSNR and SSIM for optical remote sensing restored images

Algorithm	PSNR /dB	SSIM
Krishnan-11	28.0531	0.8162
Pan-14	28.1885	0.8146
Bai-18	26.9992	0.7735
Wen-20	28.2138	0.8182
Proposed algorithm	28.5728	0.8206

表 2 红外遥感复原图像的平均 PSNR 和 SSIM

Table 2 Average PSNR and SSIM for infrared remote sensing restored images

Algorithm	PSNR /dB	SSIM
Krishnan-11	26.9228	0.7250
Pan-14	27.7964	0.7631
Bai-18	27.7964	0.6490
Wen-20	28.2262	0.7736
Proposed algorithm	28.3441	0.7683

3.3 运行时间

比较不同算法采用相同大小模糊核对 10 张图片去模糊的运行时间,结果如图 10 所示。所提算法的执行时间与算法 Wen-20 接近,运算速度相比 Bai-18 提升

了约 1.25 倍,比 Pan-14 提高了约 3.23 倍。尽管算法 Krishnan-11 拥有最快的运算速度,但 Krishnan-11 复原图像的客观评价指标值较低,且在去模糊过程中可能会导致图像出现振铃伪影,质量上不如所提算法。

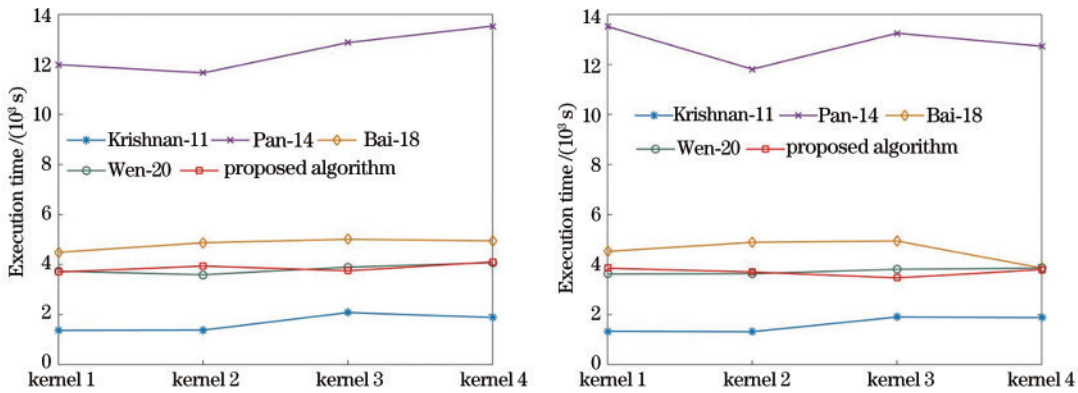


图 10 盲复原算法运行时间。(a)处理可见光遥感图像数据集的运行时间;(b)处理红外遥感图像数据集的运行时间

Fig. 10 Running time of blind restoration algorithms. (a) Running time for processing dataset of optical remote sensing images; (b) running time for processing dataset of infrared remote sensing images

4 结 论

为了改善遥感运动模糊图像复原过程中丢失纹理细节、出现振铃伪影等问题,提出了基于局部最大和最小强度先验的盲去模糊方法。通过观察可见光和红外

遥感清晰图像与模糊图像的像素强度直方图,发现局部最大和最小像素强度存在显著差异,以此作为 MAP 框架下的先验条件,使用迭代阈值收缩算法求解模糊核。实验结果表明,所提算法能够有效改善目前去模糊算法在处理尺寸大、边缘模糊遥感图像上的不足,有

效恢复可见光和红外模糊遥感图像的纹理细节,抑制伪影,同时提高计算效率。

参 考 文 献

- [1] 黄国兴, 刘艺鹏, 彭宏, 等. 洛伦兹拟合点扩展函数的遥感图像复原方法[J]. 光学学报, 2021, 41(16): 1628003.
Huang G X, Liu Y P, Peng H, et al. Remote sensing image restoration method based on Lorentz fitting point spread function[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(16): 1628003.
- [2] Hradiš M, Kotera J, Zemčík P, et al. Convolutional neural networks for direct text deblurring[C]//Proceedings of the British Machine Vision Conference 2015, September 7-10, Swansea, UK. London: British Machine Vision Association, 2015: 6.1-6.13.
- [3] 唐唯, 王凯强, 张维, 等. 一种基于深度学习的光学合成孔径成像系统图像复原方法[J]. 光学学报, 2020, 40(21): 2111001.
Tang J, Wang K Q, Zhang W, et al. Deep learning based image restoration method of optical synthetic aperture imaging system[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(21): 2111001.
- [4] Krishnan D, Fergus R. Fast image deconvolution using hyper-Laplacian priors[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 22, December 7-10, 2009, Vancouver, British Columbia, Canada. New York: Curran Associates, 2009: 1033-1041.
- [5] Perrone D, Favaro P. A logarithmic image prior for blind deconvolution[J]. International Journal of Computer Vision, 2016, 117(2): 159-172.
- [6] Pan J S, Hu Z, Su Z X, et al. L_0 -regularized intensity and gradient prior for deblurring text images and beyond [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(2): 342-355.
- [7] 李海波, 邵文泽. 图像盲去模糊综述: 从变分方法到深度模型以及延伸讨论[J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2020(5): 84-94.
Li H B, Shao W Z. Blind image deblurring: an overview from variational approaches to deep representation models and beyond[J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2020(5): 84-94.
- [8] 陈晨, 许金鑫, 危才华, 等. 基于显著性强度和梯度先验的多尺度图像盲去模糊[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(4): 041505.
Chen C, Xu J X, Wei C H, et al. Multi-scale image blind deblurring based on salient intensity and a priori gradient[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(4): 041505.
- [9] Lai W S, Huang J B, Hu Z, et al. A comparative study for single image blind deblurring[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 1701-1709.
- [10] Fergus R, Singh B, Hertzmann A, et al. Removing camera shake from a single photograph[J]. ACM Transactions on Graphic, 2006, 25(3): 787-794.
- [11] Krishnan D, Tay T, Fergus R. Blind deconvolution using a normalized sparsity measure[C]//CVPR 2011, June 20-25, 2011, Colorado Springs, CO, USA. New York: IEEE Press, 2011: 233-240.
- [12] Raj A, Zabih R. A graph cut algorithm for generalized image deconvolution[C]//Tenth IEEE International Conference on Computer Vision, October 17-21, 2005, Beijing, China. New York: IEEE Press, 2005: 1048-1054.
- [13] Xu L, Jia J Y. Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring[M]//Daniilidis K, Maragos P, Paragios N. Computer vision-ECCV 2010. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2010, 6311: 157-170.
- [14] Yan Y Y, Ren W Q, Guo Y F, et al. Image deblurring via extreme channels prior[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 6978-6986.
- [15] Wen F, Ying R D, Liu Y P, 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, 2021, 31(8): 2923-2937.
- [16] Cho S, Lee S. Fast motion deblurring[J]. ACM Transactions on Graphic, 2009, 28(5): 145.
- [17] Lee J S. Digital image enhancement and noise filtering by use of local statistics[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1980, 2(2): 165-168.
- [18] Richardson W H. Bayesian-based iterative method of image restoration[J]. Journal of the Optical Society of America, 1972, 62(1): 55-59.
- [19] Levin A, Weiss Y, Durand F, et al. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms[C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, 2009, Miami, FL, USA. New York: IEEE Press, 2009: 1964-1971.
- [20] Bai Y C, Cheung G, Liu X M, et al. Graph-based blind image deblurring from a single photograph[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(3): 1404-1418.