doi:10.3772/j.issn.1002-0470.2024.02.002

# 改进的局部最小像素先验遥感图像盲复原算法①

朱 兵②* 王 晨** 朱福珍③** 王曼威**

(*哈尔滨工业大学电子与信息工程学院 哈尔滨 150001)

(**黑龙江大学电子工程学院 哈尔滨 150080)

**摘 要** 为了解决遥感图像盲复原时模糊核估计不准确、复原图像存在振铃效应的问题,提出改进的局部最小像素先验遥感图像盲复原算法。该算法首先引入极端通道先验与局部最小像素先验结合,对图像的强度进行更好的约束,有利于得到更好的潜在清晰图像;然后采用基于梯度的方法估计模糊核,模糊核估计与中间潜在清晰图像估计交替迭代进行,获得较为理想的模糊核;最后引入联合双边滤波器,采用改进的拉普拉斯与正则化图像复原算法抑制图像复原的振铃效应。实验结果表明,本文方法对遥感图像复原效果较好,恢复的图像边缘清晰,振铃伪影得到抑制且模糊核较为理想;客观评价指标峰值信噪比(PSNR)较前沿复原算法平均提高约 1.40 dB,结构相似度(SSIM)平均提高约 0.02。

**关键词** 图像盲复原;通道先验;局部最小像素先验;联合双边滤波器

遥感图像复原是改善遥感图像质量的重要方法之一,广泛应用于民用、灾害监测等领域。目前,图像复原算法大多是基于模糊图像的点扩散函数(point spread function, PSF)和噪声的类型已知的前提。但实际场景中,一般无法获得具体降质原因,因此,遥感图像盲复原算法成为近年的研究热点来解决模糊核估计不准确、噪声和伪影等问题。

在图像盲复原中,模糊核未知且不确定,代价函数对此敏感。通常可使用正则化方法将不确定问题变成确定问题。两种常用正则化技术的盲复原方法为 Tikhonov 和全变分(total variation, TV)正则化。Chan 和 Wong[1]利用 TV 正则化模型添加先验信息到模糊图像上最大限度地恢复退化模糊图像[2-3]。Fegrus 等人[4]提出一种去除相机抖动的方法,即利用图像梯度分布来收敛最大后验概率(maximum a posteriori, MAP),估计模糊核与清晰图像,但该算法引入了振铃效应。Shan 等人[5]改进噪声约束模型,解决了振铃问题,但存在误差和细节丢失问题。2008 年,Joshi 等人[6]利用高斯差分提取图像的尖锐边缘,通过多尺度方案来估计复杂模糊核。2010 年,Xu 和 Jia[7]利用显著边缘提取方法,迭代检测以消除模糊核的噪声,取得一定效果,但该算法未考虑模糊核连续性,导致图像出现振铃现象。2013 年,Pan 等人[8]指出不精确的模糊核估计导致不理想的复原结果。他们通过 TV 模型获取图像结构,估计更理想的模糊核来保留边缘信息,尤其适用于模糊核噪声较大的图像。2016 年,Liu 等人[9]发现模糊核对图像金字塔的高级别定向梯度直方图(histogram of oriented gradient, HOG)有显著影响,但对粗级别影响较小,该文算法从自然清晰图像学习通用金字塔 HOG 模型,预测潜在清晰图像,根据观测与预测金字塔 HOG 模型的差异预测空间核约束来准确估计模糊核大小。Pan 等人[10]提出清晰图像比模糊图像具有稀疏的暗通道,将其用作图像先验,但在原始图像的暗通道不稀疏且受噪声影响时效果不佳。Yan 等人[11]提出极端通道先验,将图像的亮暗

① 国家自然科学基金(61601174)资助项目。

② 男,1976 年生,博士,副研究员;研究方向:图像超分辨,视觉测量;E-mail:zhubing@hit.edu.cn。

③ 通信作者,E-mail:zhufuzhen@hlju.edu.cn。

(收稿日期:2023-06-01)

通道结合为约束图像复原的先验,提高了算法鲁棒性。李响和何东钢[12]利用极端先验解决了编码曝光运动目标模糊问题。近年来还有其他先验约束被提出,如利用图像块的低秩特性[13]、基于颜色线模型[14]和块先验[15]。2023 年,一种联合正则化与低秩先验的自适应迭代盲图像复原的方法[16]被提出,同时联合 2 种先验能有效去除伪影提高模糊核估计的准确性,提升图像复原质量。

随着深度学习在计算机视觉领域带来的突破,许多基于深度卷积神经网络的图像复原方法[17]相继被提出,摆脱了对手工设计先验的依赖,通过有监督或无/半监督的学习方式来构建网络。近年来研究越来越关注在复原结构中引入注意力机制[18]。其中 Transformer[19]因其可以建模图像的全局依赖关系而被迁移到图像复原任务中并展现出巨大潜力,如 Restormer[20]。然而这些算法需要大量样本数据,导致计算成本高且不同场景中图像复原问题存在较大特异性,限制了深度学习在图像复原问题上的应用。

为了解决上述盲复原算法在复原图像时的模糊核估计不准确、复原图像存在振铃效应等问题,本文提出了一种改进的局部最小像素先验遥感图像盲复原算法。首先,基于局部最小像素先验与极端通道先验结合的盲去模糊算法交替迭代得到潜在清晰图像和模糊核;其次,在图像复原阶段,针对原有的清晰图像复原过程中产生的图像振铃效应,引入联合双边滤波器来抑制振铃,进一步改善图像复原质量。

## 1　改进的局部最小像素先验遥感图像盲复原算法

将一个图像 $\boldsymbol{I}$ 分为 $P$ 个不重叠的图像块,大小为 $r \times r$,且 $P = [\frac{m}{r}] \cdot [\frac{n}{r}]$,将图像块最小像素定义为

$$P(\boldsymbol{I})(i) = \min_{(x,y)\in\Omega_i}\left(\min_{c\in\{r,g,b\}} \boldsymbol{I}(x,y,c)\right) \quad (1)$$

其中,$\Omega_i$ 表示第 $i$ 个像素的位置的索引集,很容易得到逐块(局部)最小像素。由于模糊过程对于图像像素有平滑效果,局部最小像素在模糊过程后会增加。因此清晰图像的局部最小像素比模糊图像的局部最小像素稀疏。

Yan 等人[11]经过多次实验发现模糊图像和与之相对的清晰图像的图像块中有显著的亮像素点,称为像素极大点并将其定义为亮通道,其模型如式(2)所示。

$$B(\boldsymbol{I})(x) = \max_{y\in\Omega(x)}\left(\max_{c\in\{r,g,b\}} \boldsymbol{I}^c(y)\right) \quad (2)$$

式中,$x$ 是像素位置,$\boldsymbol{I}^c$ 为 $\boldsymbol{I}$ 的颜色通道,$\Omega(x)$ 为中心在 $x$ 的图像块。从式(2)可知,亮通道是求解 $\max_{c\in\{r,g,b\}}$ 与 $\max_{y\in\Omega(x)}$ 的最终解。如果 $\boldsymbol{I}$ 是灰度图像,则只执行后一个操作。对比清晰与模糊图像的亮通道,模糊图像的亮通道像素点相比于清晰图像多,而极端通道先验就是将暗通道与亮通道先验相结合,如式(3)所示。

$$E(\boldsymbol{I}) = \|1 - B(\boldsymbol{I})\|_0 + \|D(\boldsymbol{I})\|_0 \quad (3)$$

其中,$B(\boldsymbol{I})$ 表示图像的亮通道,$D(\boldsymbol{I})$ 为暗通道。

总之,模糊会导致像素平滑,局部最小像素增多。清晰图像的局部最小像素更稀疏,以此为先验约束潜在清晰图像的局部最小像素。然而,此方法在图像中不包含零像素点时可能失效。局部最小像素先验能够更快恢复图像,而极限通道先验可以同时约束图像的亮暗通道,因此本研究将它们结合,提高了模糊核的估计速度。具体改进的局部最小像素先验遥感图像盲复原算法框图如图 1 所示。

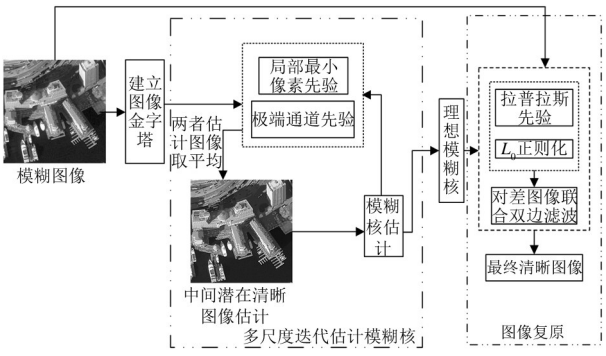



**图 1　改进的局部最小像素先验遥感图像盲复原算法框图**

### 1.1　改进的潜在清晰图像估计算法

为提高潜在清晰图像的估计准确性,本文结合局部最小像素先验和极限通道先验来约束潜在清晰图像;局部最小像素先验可加速图像恢复,极限通道先验可同时约束图像的亮暗通道元素,更好地约束潜在清晰图像的估计。综合这 2 种先验,可获得更

佳效果的潜在清晰图像,有助于更准确地迭代估计模糊核。局部最小像素先验的图像盲复原模型为

$$\min_{\boldsymbol{I},\boldsymbol{k}} \| \boldsymbol{I} \otimes \boldsymbol{k} - \boldsymbol{B} \|_2^2 + \gamma \| \boldsymbol{k} \|_2^2 + \mu \| \nabla \boldsymbol{I} \|_0 + \alpha \| P(\boldsymbol{I}) \|_0 \tag{4}$$

式中,$\boldsymbol{I}$、$\boldsymbol{k}$、$\boldsymbol{B}$ 分别代表清晰图像、模糊核和模糊图像;$P(\boldsymbol{I})$ 为局部最小像素先验;$\| . \|_0$ 为 $L_0$ 范数;$\gamma$、$\mu$、$\alpha$ 为权重系数;$\| \boldsymbol{I} \otimes \boldsymbol{k} - \boldsymbol{B} \|_2^2$ 为数据拟合项,即清晰图像卷积模糊核后与模糊图像的误差。相对于采用半二次分裂算法[14],采用文献[21]中更高效的算法来进行求解。求解潜在清晰图像公式为

$$\min_{\boldsymbol{I}} \| \boldsymbol{k} \otimes \boldsymbol{I} - \boldsymbol{B} \|_2^2 + \mu \| \nabla \boldsymbol{I} \|_0 \tag{5}$$

利用图像梯度 $\nabla \boldsymbol{I}$ 的辅助变量 $\boldsymbol{G}$,近似式(5)为

$$\min_{\boldsymbol{I},\boldsymbol{G}} \| \boldsymbol{k} \otimes \boldsymbol{I} - \boldsymbol{B} \|_2^2 + \beta \| \nabla \boldsymbol{I} - \boldsymbol{G} \|_2^2 + \mu \| \boldsymbol{G} \|_0 \tag{6}$$

式中,$\beta > 0$ 是足够大惩罚参数,它强制 $\| \nabla \boldsymbol{I} - \boldsymbol{G} \|_2^2 \approx 0$,因此 $\boldsymbol{G} \approx \nabla \boldsymbol{I}$。

具体地,式(4)中约束实际上对 $\boldsymbol{I}$ 的局部最小像素施加了稀疏正则化,所以在迭代过程中使用了一个阈值收缩步骤来对 $\boldsymbol{I}$ 施加局部最小像素稀疏诱导。给定 $\boldsymbol{I}^t$,在潜在清晰图像复原子问题的 $t+1$ 次迭代中,用 $\boldsymbol{I}_s^t = P(\boldsymbol{I}^t)$ 表示 $\boldsymbol{I}^t$ 的局部最小像素子集,迭代地对 $\boldsymbol{I}_s^t$ 施加阈值,经过以下步骤更新 $\boldsymbol{I}$ 和 $\boldsymbol{G}$。

输入:清晰图像 $\boldsymbol{I}$ 的局部最小像素子集 $\boldsymbol{I}_s^t$、图像梯度 $\nabla \boldsymbol{I}$ 的辅助变量 $\boldsymbol{G}$ 和阈值参数 $\lambda$。

输出:迭代后的中间潜在清晰图像估计 $\boldsymbol{I}$ 和图像梯度 $\nabla \boldsymbol{I}$ 的辅助变量 $\boldsymbol{G}$。

**步骤 1**　令 $\lambda > 0$ 作为阈值参数,局部最小像素的阈值为

$$\tilde{\boldsymbol{I}}_s^{t+1,j}(i) = \begin{cases} 0 & | \boldsymbol{I}_s^{t+1,j}(i) | < \lambda \\ \boldsymbol{I}_s^{t+1,j}(i) & \text{其他} \end{cases} \quad i \in \{1, \cdots, P\} \tag{7}$$

**步骤 2**　让 $\Omega^{t+1,j}$ 表示 $\boldsymbol{I}^{t+1,j}$ 中局部最小像素的索引集,将与局部最小像素子集相对应的子集定义为

$$\boldsymbol{M}^{t+1,j}(i,j) = \begin{cases} 1 & (i,j) \in \Omega^{t+1,j} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \tag{8}$$

**步骤 3**　通过式(9)更新 $\boldsymbol{I}^{t+1,j}$。

$$\tilde{\boldsymbol{I}}^{t+1,j} = \boldsymbol{I}^{t+1,j}(1 - \boldsymbol{M}^{t+1,j}) + \boldsymbol{P}^{\mathrm{T}}(\tilde{\boldsymbol{I}}_s^{t+1,j}) \tag{9}$$

式中,$\boldsymbol{P}^{\mathrm{T}}$ 是 $\boldsymbol{P}$ 的逆运算。在式(9)中给定 $\boldsymbol{I}^{t+1,j}$,梯度子问题求解如式(10),这是一个近似的极小化问题,其解可由式(11)求得。

$$\boldsymbol{G}^{t+1,j+1} = \arg\min_{\boldsymbol{G}} \beta \| \nabla \tilde{\boldsymbol{I}}^{t+1,j} - \boldsymbol{G} \|_2^2 + \mu \| \boldsymbol{G} \|_0 \tag{10}$$

$$\boldsymbol{G}^{t+1,j+1}(i,j) = \begin{cases} 0 & (\boldsymbol{T}(i,j))^2 < \mu/\beta \\ \boldsymbol{T}(i,j) & \text{其他} \end{cases} \tag{11}$$

式中,$\boldsymbol{T} = \nabla \tilde{\boldsymbol{I}}^{t+1,j}$。

**步骤 4**　通过快速傅里叶变换(fast Fourier transform,FFT)来求解式(12),更新潜在清晰图像:

$$\boldsymbol{I}^{t+1,j+1} = \arg\min_{\boldsymbol{I}} \| \boldsymbol{k} \otimes \boldsymbol{I} - \boldsymbol{B} \|_2^2 + \beta \| \nabla \boldsymbol{I} - \boldsymbol{G}^{t+1,j+1} \|_2^2 \tag{12}$$

式中,$\nabla = (\nabla_h, \nabla_v)$;$\boldsymbol{G} = (\boldsymbol{G}_h, \boldsymbol{G}_v)$。

应用极限通道先验的潜在清晰图像复原算法求解 $\boldsymbol{I}$ 的模型为

$$\min_{\boldsymbol{I},\boldsymbol{k}} \| \boldsymbol{I} \otimes \boldsymbol{k} - \boldsymbol{B} \|_2^2 + \mu \| \nabla \boldsymbol{I} \|_0 + \lambda \| D(\boldsymbol{I}) \|_0 + \eta \| 1 - B(\boldsymbol{I}) \|_0 \tag{13}$$

式中,$\boldsymbol{I}$、$\boldsymbol{k}$、$\boldsymbol{B}$ 分别代表清晰图像、模糊核和模糊图像;后两项为图像极端通道先验;$\| . \|_0$ 为 $L_0$ 范数;$\mu$、$\lambda$、$\eta$ 为权重系数;$\| \boldsymbol{I} \otimes \boldsymbol{k} - \boldsymbol{B} \|_2^2$ 为数据拟合项,即清晰图像卷积模糊核后与模糊图像的误差。由于以上公式求解十分困难,所以采用半二次分裂算法求解,通过引入辅助变量,进行快速傅里叶变换求解。

为了充分利用 2 种约束在潜在清晰图像估计中的优点,采用 2 种约束复原的潜在清晰图像取平均作为最终输出,与模糊核交替迭代估计,最终获得理想的模糊核。图 2 是中间潜在清晰图像结果对比,本文估计的中间图像质量更高,伪影更少,有助于模糊核的估计。

### 1.2　模糊核估计算法

模糊核的估计是通过估计出的潜在清晰图像和输入的模糊图像之间的计算得出的。新估计的模糊核随后与模糊图像再次用于潜在清晰图像的估计,经过多次迭代来获得更为理想的模糊核。目前,已证明梯度基础的模糊核估计方法[7,22]能够提供更准确的核估计。因此,本文采用梯度基础的方法来估

(a) 原模糊图像

(b) 文献[20]估计的潜在图像

(c) 改进算法估计的潜在图像

**图 2　中间潜在清晰图像结果对比**

计模糊核,具体如式(14)所示。

$$\min_{\boldsymbol{k}} \| \nabla \boldsymbol{I} \otimes \boldsymbol{k} - \nabla \boldsymbol{B} \|_2^2 + \gamma \| \boldsymbol{k} \|_2^2 \tag{14}$$

其中,$\boldsymbol{k}$ 可通过如下 FFT 来求解:

$$\boldsymbol{k} = F^{-1}\left(\frac{\overline{F(\nabla \boldsymbol{I})}F(\nabla \boldsymbol{B})}{\overline{F(\nabla \boldsymbol{I})}F(\nabla \boldsymbol{I}) + \gamma}\right) \tag{15}$$

式中,$F(\cdot)$ 与 $F^{-1}(\cdot)$ 表示傅里叶变换和逆变换;$\overline{F(\cdot)}$ 表示共轭运算符。

在求解得到 $\boldsymbol{k}$ 之后,对 $\boldsymbol{k}$ 进行归一化,使其满足对模糊内核的定义。与现有模糊核估计的方法类似,使用图像金字塔以粗到细的方式来估计[7]。每次最后更新的 $\boldsymbol{k}$ 将当作下一次更新 $D$ 的新模糊核的输入。在进行恰当的迭代次数之后,将最终估计出的理想模糊核用于图像非盲复原算法以得到清晰图像。图 3 为本文算法估计出模糊核与原算法对比。

(a) 文献[10]估计的模糊核

(b) 改进算法估计的模糊核

**图 3　估计模糊核对比**

### 1.3　联合双边滤波器去振铃

在处理复杂背景和纹理细节丰富的图像时,上述方法可能会导致一些纹理和细节的丢失。因此,当获得较为理想的模糊核后,本文引入联合双边滤波器[23-25]来抑制振铃伪影,平滑差图像中的细节,提取估计不准确的虚假边缘。对于图像 $\boldsymbol{I}$ 中某一点,其联合双边滤波结果为

$$\boldsymbol{I}^D = \frac{\sum_{y \in \Omega(x)} f(\| p - q \|) g(\| D_p - D_q \|) \boldsymbol{I}_q}{\sum_{y \in \Omega(x)} f(\| p - q \|) g(\| D_p - D_q \|)} \tag{16}$$

式中,$f$ 是高斯中心在 $p$ 的空域滤波器,$g$ 是中心为 $p$ 的值域滤波器,$\boldsymbol{I}$ 为输入图像,$D$ 为引导图像,$\Omega$ 是 $f$ 的空域范围,$q$ 为 $\Omega$ 中的点。

联合双边滤波器需要引入引导图像,这使得其权值更加稳定。因此,先输入图像,再对该输入原图像下采样 1/2 获得低分辨率图像,再将其 2 倍上采样获得引导图像。具体的联合双边滤波器去振铃算法实现过程如图 4 所示。

## 2　实验与分析

### 2.1　实验环境及参数设置

本文所有的实验都是使用Matlab R2016b进行

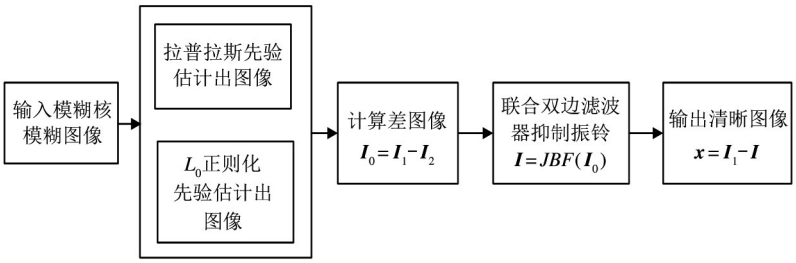



**图 4　联合双边滤波器去振铃算法框图**

测试,CPU 型号为 Intel(R) Core(TM) i5-4210U CPU,频率为 2.40 GHz。本文对 35 帧遥感图像进行裁切,获取 350 张 256×256 大小的遥感图像进行测试。首先,采用局部最小像素先验与极端通道先验结合的方法进行模糊核估计,得到理想的模糊核;然后,引入联合双边滤波器进行清晰图像复原算法获得复原图像。设置关于潜在清晰图像的权重系数 $\mu = 0.004$,$\alpha = 2$;局部最小像素的阈值参数最初设置 $\lambda = 0.1$;关于模糊核的权重系数 $\gamma = 2$;最大迭代次数为 5。本文进行了大量遥感图像复原实验,在此仅列出 8 幅测试遥感图像,如图 5 所示。

## 2.2　实验结果与分析

本文分别采用文献[10]方法、文献[21]方法与本文算法进行比较,篇幅所限在此仅列出 4 组实验对比结果,如图 6~9 所示,其中,前 4 个子图是不同复原方法与本文方法的对比,后 2 个子图是文献[21]与本文方法估计的模糊核的对比。

从图 6 至图 9 可以看出,本文算法与文献[10]算法和文献[21]算法相比,复原图像质量更好,恢复的图像边缘清晰、伪影减少。

除此之外,还对各个算法进行了定量实验,从客观角度分析各个算法的优劣。$E$ 作为无参考评价指

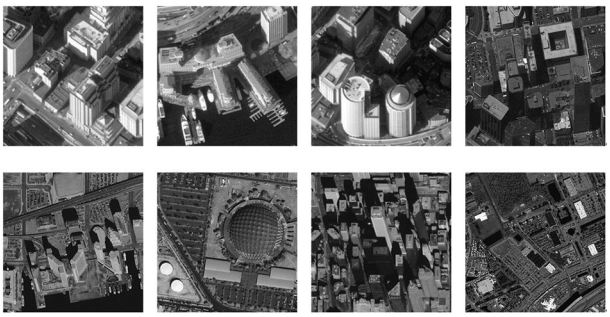
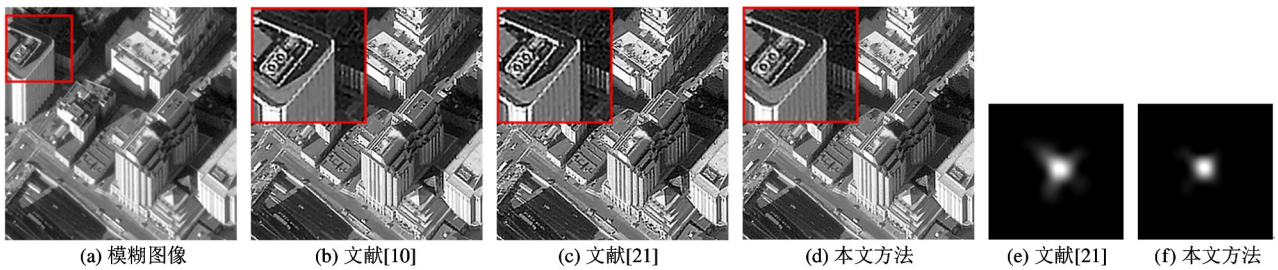
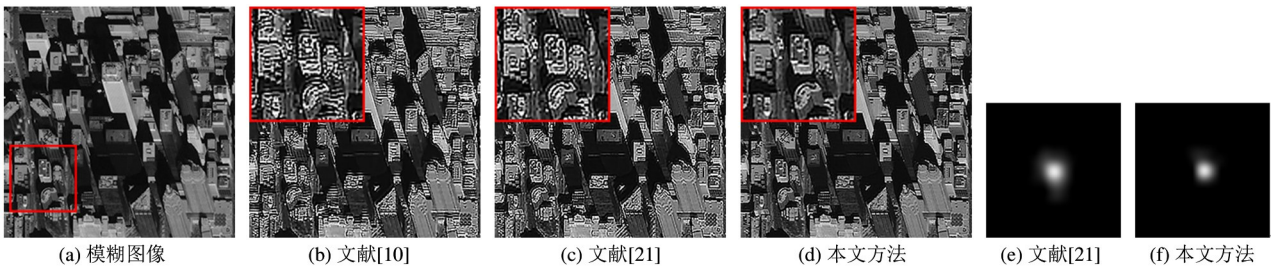


图 5　测试遥感图像示例



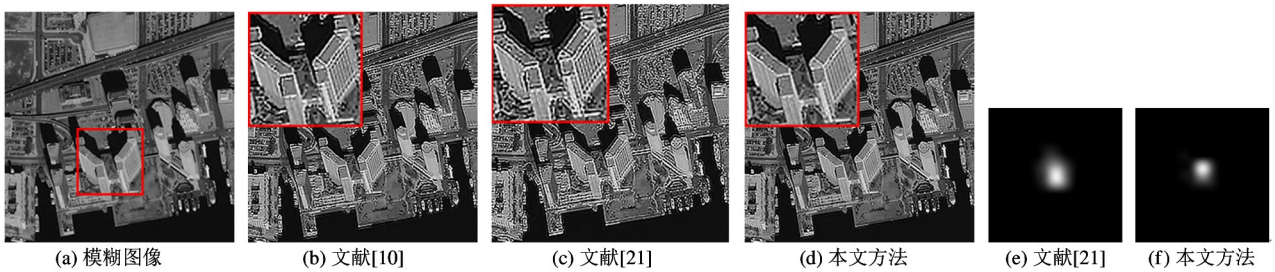
(a) 模糊图像　(b) 文献[10]　(c) 文献[21]　(d) 本文方法　(e) 文献[21]　(f) 本文方法

图 6　第 1 组遥感图像复原效果对比及估计的模糊核对比



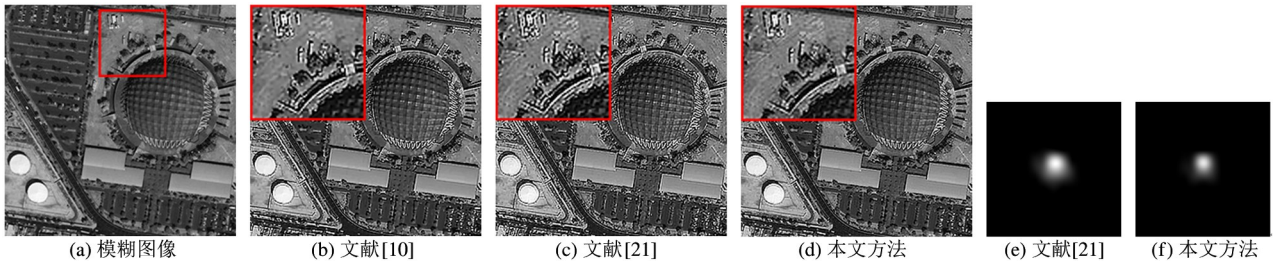
(a) 模糊图像　(b) 文献[10]　(c) 文献[21]　(d) 本文方法　(e) 文献[21]　(f) 本文方法

图 7　第 2 组遥感图像复原效果对比及估计的模糊核对比



(a) 模糊图像　(b) 文献[10]　(c) 文献[21]　(d) 本文方法　(e) 文献[21]　(f) 本文方法

图 8　第 3 组遥感图像复原效果对比及估计的模糊核对比



(a) 模糊图像　(b) 文献[10]　(c) 文献[21]　(d) 本文方法　(e) 文献[21]　(f) 本文方法

**图 9　第 4 组遥感图像复原效果对比及估计的模糊核对比**

标,从信息论的角度衡量图像信息丰富程度。一般来说,$E$ 的值越大信息量就越丰富,质量越好。本文选择 $E$ 作为评价图像复原后信息丰富程度的评价指标,其定义如式(17)所示。

$$E = -\sum_{i=0}^{L} P(i)\log_2 P(i) \tag{17}$$

式中,$P(i)$ 为灰度值 $i$ 出现概率,$L$ 为灰度级。本文定量分析结果如表 1 所示。

**表 1　8 组测试遥感图像的信息熵数据对比**

| 组号 | 文献[10]算法 | 文献[21]算法 | 本文算法 |
|---|---|---|---|
| 第 1 组 | 7.529 3 | 7.501 1 | **7.590 1** |
| 第 2 组 | 6.927 0 | 6.975 6 | **7.284 4** |
| 第 3 组 | 7.549 0 | 7.473 4 | **7.635 9** |
| 第 4 组 | 7.346 3 | 7.349 8 | **7.550 6** |
| 第 5 组 | 7.075 0 | 6.933 8 | **7.246 4** |
| 第 6 组 | 7.124 9 | 7.098 5 | **7.230 2** |
| 第 7 组 | 7.421 9 | 7.357 6 | **7.497 6** |
| 第 8 组 | 6.673 9 | 6.717 4 | **6.900 7** |

由表 1 可以看出,本文改进的算法信息熵数值更大,因此,图像复原质量优于其他算法。

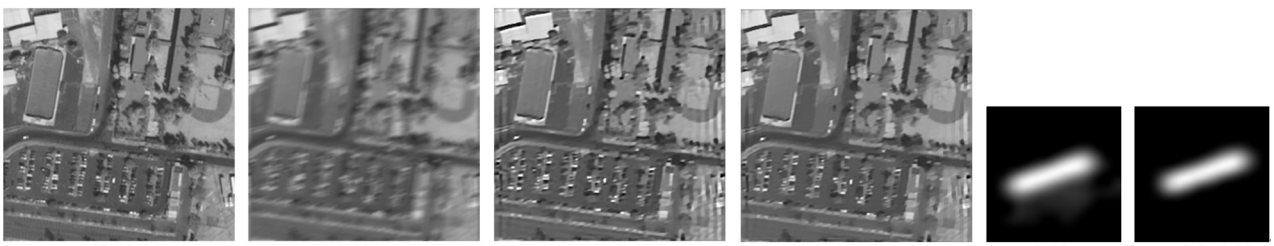
为了进一步验证本文算法的有效性,客观且直观地对算法进行评价,本文进一步选择峰值信噪比(peak signal to noise ratio,PSNR)和结构相似度(structural similarity,SSIM)作为图像质量的评价指标。同样地,PSNR 和 SSIM 的数值通常越大越好,其定义分别如式(18)和(19)所示。

$$PSNR = 10\lg \frac{255^2 m \cdot n}{\sum_{i=0}^{m-1}\sum_{j=0}^{n-1} \| \boldsymbol{I}(i,j) - \boldsymbol{K}(i,j) \|^2} \tag{18}$$

$$SSIM = \frac{4\mu_x \mu_y \sigma_{xy}}{(\mu_x^2 + \mu_y^2)(\sigma_x^2 + \sigma_y^2)} \tag{19}$$

式中 $\boldsymbol{I}(i,j)$ 为原图像,$\boldsymbol{K}(i,j)$ 为复原后的图像,$m$ 和 $n$ 分别为图像的行数和列数,$\mu_x$ 和 $\mu_y$ 为均值,$\sigma_x$ 和 $\sigma_y$ 为方差,$\sigma_{xy}$ 为协方差。

同时,为了获取便于验证算法结果的模糊遥感图像,本文依次对清晰的遥感图像采用如下处理:添加长度 10、角度 20 的运动模糊,模板为 5 的高斯模糊,散焦半径为 3 的散焦模糊。图 10 为合成的模糊遥感图像复原效果及模糊核的比较。选取其中 8 组图像进行测试,测试的实验统计数据对比结果如表 2和图 11 所示。由图 10 可以看出,本文改进的算法对添加合成模糊的遥感图像复原效果较好,振铃和伪影均得到抑制。且本文改进的算法估计的模糊核较为理想,更接近于长度为 10、角度为 20 的运动模糊核。

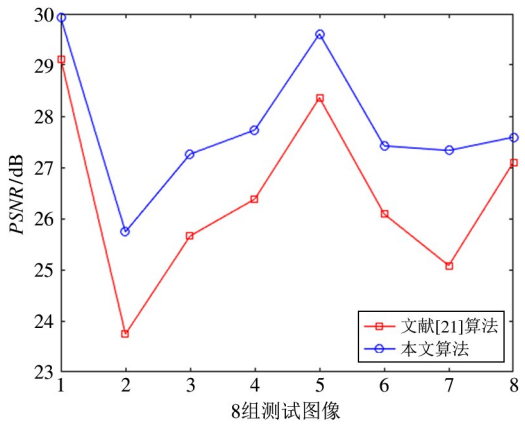


(a) 模糊图像　(b) 文献[10]　(c) 文献[21]　(d) 本文方法　(e) 文献[21]　(f) 本文方法

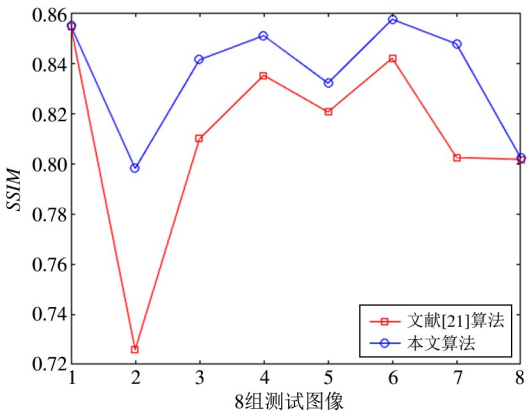
**图 10　合成模糊遥感图像复原效果对比**

**表 2　8 组测试遥感图像复原结果数据对比**

| 组号 | 文献[10]算法 *PSNR*(dB) / *SSIM* | 文献[21]算法 *PSNR*(dB) / *SSIM* | 本文算法 *PSNR*(dB) / *SSIM* |
|---|---|---|---|
| 第 1 组 | 28.27/0.828 7 | 29.12/0.854 4 | **29.92/0.854 7** |
| 第 2 组 | 25.18/0.754 6 | 23.74/0.725 9 | **25.74/0.798 0** |
| 第 3 组 | 26.30/0.799 5 | 25.66/0.809 8 | **27.26/0.841 3** |
| 第 4 组 | 26.87/0.808 2 | 26.38/0.835 1 | **27.73/0.850 9** |
| 第 5 组 | 29.01/0.804 9 | 28.36/0.820 5 | **29.61/0.832 0** |
| 第 6 组 | 27.36/0.839 7 | 26.09/0.841 9 | **27.42/0.857 4** |
| 第 7 组 | 27.04/0.821 1 | 25.08/0.802 4 | **27.33/0.847 6** |
| 第 8 组 | 26.40/0.758 3 | 27.10/0.801 6 | **27.59/0.802 2** |




(a) PSNR 数据折线图




(b) SSIM 数据折线图

**图 11　测试合成模糊图像复原结果 PSNR(dB)和 SSIM 数据对比折线图**

由表 3 可得,本文改进算法在客观评价指标上其 PSNR 平均提高约 1.40 dB,SSIM 平均提高约 0.02。由图 11 的折线图可以更加直观地看出改进算法的客观评价指标相较于原算法有很大的提升,所以改进算法更有效。

## 3　结　论

本文提出一种改进的基于局部最小像素先验的遥感图像盲复原算法。首先,在模糊核估计阶段,一方面采用改进的局部最小像素算法,即将局部最小像素先验与极端通道先验进行结合估计出潜在清晰图像,使估计的潜在清晰图像更准确利于模糊核的估计;另一方面利用基于梯度正则化估计模糊核。潜在清晰图像与模糊核交替迭代估计,得到较为理想的模糊核。其次,图像复原阶段,输入得到的模糊核,为抑制图像复原产生的振铃效应,引入联合双边滤波器,最终复原的图像效果更好,振铃伪影较少。实验结果表明,本文方法在客观评价指标上其 PSNR 平均提高约 1.40 dB,SSIM 平均提高约 0.02,信息熵 *E* 更大,从而验证了本文改进算法的有效性。

**参考文献**

[1] CHAN T F, WONG C K. Total variation blind deconvolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3):370-375.

[2] CHEN S, ZHOU J, LI M, et al. Mobile image restoration via prior quantization[J]. Pattern Recognition Letters, 2023,174:64-70.

[3] LI T, LI F, QI H. A Weibull gradient prior for image restoration[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2023,439:115594.

[4] FERGUS R, SINGH B, HERTZMANN A, et al. Remo-

ving camera shake from a single photograph[J]. ACM Transactions on Graphics, 2006,25(3):787-794.

[5] SHAN Q, JIA J, AGARWALA A. High-quality motion deblurring from a single image[J]. ACM Transactions on Graphics (tog), 2008,27(3):1-10.

[6] JOSHI N, SZELISKI R, KRIEGMAN D J. PSF estimation using sharp edge prediction[C]//2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, USA: IEEE, 2008:1-8.

[7] XU L, JIA J. Two-phase kernel estimation for robust motion deblurring[C]//Computer Vision-ECCV 2010, European Conference on Computer Vision. Heraklion, Greece: ECCV, 2010:157-170.

[8] PAN J, LIU R, SU Z, et al. Kernel estimation from salient structure for robust motion deblurring[J]. Signal Processing Image Communication, 2013,28(9):1156-1170.

[9] LIU S, WANG H, WANG J, et al. Blur-kernel bound estimation from pyramid statistics[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2016,26(5):1012-1016.

[10] PAN J, SUN D, PFISTER H, et al. Deblurring images via dark channel prior[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018,40(10):2315-2328.

[11] YAN Y, REN W, GUO Y, et al. Image deblurring via extreme channels prior[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, USA: IEEE, 2017:6978-6986.

[12] 李响, 何东钢. 极端先验下的编码曝光运动目标模糊成像复原[J]. 小型微型计算机系统, 2022,43(6):1170-1177.

[13] WANG G, SHAO P, WANG G, et al. Image defogging method based on low-rank decomposition and pixel scrambling[J]. Computer Engineering, 2022,48(12):212-217.

[14] LAI W S, DING J J, LIN Y Y, et al. Blur kernel estimation using normalized color-line priors[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, USA: IEEE, 2015:64-72.

[15] MA C, ZHANG J, XU S, et al. Accurate blind deblurring using salient patch-based prior for large-size images[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77: 28077-28100.

[16] GAO R X, ZHU X L, WU Z H, et al. Adaptive iterative blind image restoration based on combining regularization and low rank prior[J]. Journal of Henan Polytechnic University(Natural Science),2023,42(5):137-143.

[17] QIN X, WANG Z, BAI Y, et al. FFA-net: feature fusion attention network for single image dehazing[EB/OL]. (2019-11-18)[2023-06-01]. http://arxiv.org/pdf/1911.07559/pdf.

[18] 王向军, 欧阳文森. 多尺度循环注意力网络运动模糊图像复原方法[J]. 红外与激光工程, 2022,51(6):1-9.

[19] VASWANI A, SHAZEER N, PARMAR N, et al. Attention is all you need[C]//The 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Long Beach, USA: Curran Associates Inc., 2017:6000-6010.

[20] ZAMIR S W, ARORA A, KHAN S, et al. Restormer: efficient transformer for high-resolution image restoration[C]//IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New Orleans, USA: IEEE, 2022: 5728-5739.

[21] 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.

[22] 李轩,韩佳睿. 基于空间变化模糊核估计的图像盲超分辨率重建[J]. 电脑与信息技术, 2023,31(4):28-30,115.

[23] RUHELA R, GUPTA B, SINGH LAMBA S. An efficient approach for texture smoothing by adaptive joint bilateral filtering[J]. The Visual Computer, 2023,39(5):2035-2049.

[24] ZHANG W, XU C. Noise removal algorithm for out-of-focus blurred images based on bilateral filtering[J]. International Journal of Circuits, Systems and Signal Processing, 2021,15:1314-1323.

[25] ROUTRAY S, MALLA P P, SHARMA S K, et al. A new image denoising framework using bilateral filtering based non-subsampled shearlet transform[J]. Optik, 2020, 216: 164903.

# Improved local minimum pixel prior for blind restoration algorithm of remote sensing images

ZHU Bing[*], WANG Chen[**], ZHU Fuzhen[**], WANG Manwei[**]

([*]School of Electronics and Information Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

([**]College of Electrical Engineering, Heilongjiang University, Harbin 150080)

**Abstract**

In order to solve the problem of inaccurate fuzzy kernel estimation and ringing effect in restored images during blind restoration of remote sensing images, an improved local minimum pixel a priori remote sensing image blind restoration algorithm is proposed. The algorithm introduces the combination of extreme channel a priori and local minimum pixel a priori to better constrain the intensity of the image, which is conducive to obtaining a better potentially clear image; then the gradient-based method is used to estimate the fuzzy kernel, and the fuzzy kernel estimation is carried out alternatively and iteratively with the estimation of the intermediate potentially clear image to obtain a more desirable fuzzy kernel. Finally, an improved Laplace and regularized image restoration algorithm is used to input the resulting fuzzy kernel. That is, a joint bilateral filter is introduced to suppress the ringing effect of image restoration. The experimental results show that the method in this paper has a good effect on remote sensing image restoration, the restored image has clear edges, the ringing artifacts are suppressed and the fuzzy kernel is more ideal. The objective evaluation index the peak signal to noise ratio (PSNR) is improved by about 1.40 dB and the structural similarity (SSIM) is increased by about 0.02 on average compared with the cutting-edge restoration algorithm.

**Key words**: image blind restoration, channel prior, local minimum pixel prior, joint bilateral filter