

基于即插即用的盲二值图像去模糊算法

杨雪松,何亮田

安徽大学 数学科学学院,合肥 230601

摘要:目的 一类特殊的图像在数字系统中扮演着重要的角色,如文本、条形码和指纹图像,这类图像的主要特征是它们的像素值只能在一个二值集合中取值。针对含有加性噪声和运动模糊的此类图像的恢复问题,提出一种新的基于即插即用框架下的盲图像云运动模糊算法。**方法** 在盲去模糊模型中结合了去噪器先验和二值先验知识,它在利用先进去噪器(如数据驱动的去噪器)的同时使恢复的潜在图像具备二值特征。通过提高潜在图像的恢复质量,进一步改善估计模糊核的准确性,从而提升最终的恢复结果。此外,为了进一步增强恢复图像的像素值分布特性,通过对恢复的图像应用阈值化操作,限制恢复图像的像素值分布在特定的二值集合中。**结果** 大量的数值实验结果表明:该方法在处理含有噪声的运动模糊二值图像的任务中具有较好的应用效果,其性能优于现有的传统算法。**结论** 结合去噪器先验和二值先验知识的盲去模糊算法能够有效地恢复含加性噪声的运动模糊二值图像。

关键词:二值图像;图像盲去模糊;即插即用;舍入算子

中图分类号:TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2025.0004.005

Blind Binary Image Deblurring Using Plug-and-Play Algorithm

YANG Xuesong, HE Liangtian

School of Mathematical Science, Anhui University, Hefei 230601, China

Abstract: Objective A special class of images, such as text, barcodes, and fingerprint images, plays a significant role in digital systems. The main characteristic of these images is that their pixel values can only take values from a binary set. To address the problem of recovering degraded binary images containing additive noise and motion blur, a new blind image deblurring algorithm based on a plug-and-play framework was proposed. **Methods** This method combined denoiser prior and binary prior knowledge in the blind deblurring model, which utilizes advanced denoisers (e. g., data-driven denoisers) while equipping the recovered latent images with binary features. By improving the recovery quality of the latent image, the accuracy of the estimated blur kernel was further improved, which in turn enhanced the final recovery results. In addition, in order to further enhance the pixel-value distribution characteristics of the recovered images, a thresholding operation was applied to the recovered images to restrict the pixel-value distribution of the recovered images to a specific set of binary values. **Results** The results of a large number of numerical experiments showed that this method has good application in the task of processing blurred binary images with noise and motion blur, and its performance is better than the existing traditional algorithms. **Conclusion** Therefore, the blind deblurring algorithm combining denoiser prior and binary prior knowledge can effectively restore binary images degraded by additive noise and motion blur.

Keywords: binary image; blind image deblurring; plug-and-play; rounding operator

收稿日期:2024-01-05 修回日期:2024-06-21 文章编号:1672-058X(2025)04-0036-08

基金项目:国家自然科学基金青年项目(12001005);安徽省科技厅自然科学基金青年项目(2008085QF286);安徽省教育厅高校自然科学研究重点项目(KJ2019A0032)。

作者简介:杨雪松(1996—),男,安徽阜阳人,硕士研究生,从事底层图像处理相关研究。

通信作者:何亮田(1989—),男,安徽六安人,副教授,博士,从事底层图像处理及计算机视觉相关研究。Email:helt@ahu.edu.cn.

引用格式:杨雪松,何亮田.基于即插即用的盲二值图像去模糊算法[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2025,42(4):36-43.

YANG Xuesong, HE Liangtian. Blind binary image deblurring using plug-and-play algorithm[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2025, 42(4): 36-43.

1 引言

曝光时的相机抖动是手持摄影中一个长期存在的问题,这也不可避免地导致模糊图像的产生,从而破坏记录照片中的细节。从模糊图像中去除失真是一个底层视觉的不适定问题,这一问题引起了计算机视觉领域广泛的研究兴趣(其中底层视觉问题包含图像去噪,图像去模糊,图像修补等^[1])。假设模糊核是空间不变的,同时估计图像与模糊核称为图像盲去模糊。近几十年来,很多学者提出了经典的图像盲去模糊的方法。它们主要可以分为两类,即基于模型驱动的方法和基于数据驱动的方法。在常用的基于模型的盲去模糊方法中,需要利用图像和模糊核的先验信息来缓解问题的不适定性。目前一类特殊二值图像的盲去模糊问题存在以下现状。一方面,针对自然图像设计的大多数先进的盲去模糊方法^[2-4]在处理特殊类型图像时存在一定的局限性;另一方面,原始图像的像素值分布性质在图像恢复中被很大程度上忽视,但在少数情况下被应用于盲去模糊模型^[5-8]。Pan 等^[6]提出了像素强度的 l_0 正则项,并且证明额外的 l_0 强度先验有助于识别文本图像中的显著边缘,从而产生更准确的估计模糊核。此后,Liu 等^[7]提出了一种二维码图像盲去模糊的交替最小化方法。为了保持条形码图像的二值特征,作者在最小化模型中加入了一个二值化正则项。同样地,Lv 等^[8]开发了二值图像盲去模糊模型。即在图像估计阶段,添加软舍入函数从而强制估计图像的像素接近二值。然而,上述工作虽然考虑了像素值分布信息,但其中一个重要问题是这些工作中使用的梯度 l_0 先验很容易受到噪声的影响,从而影响模糊核估计^[5]。

近年来,学者们提出一种即插即用(Plug and Play, PnP)算法能够有效地解决图像恢复反问题^[9]。PnP 的核心是可以灵活使用高效去噪器作为去噪器先验的能力,即在图像恢复反问题的求解过程中应用先进的去噪器。例如 Zhang 等^[10]结合卷积神经网络方法提出将噪声图作为网络输入的数据驱动去噪器 FFDNet, Kostadin 等^[11]根据图像块之间的相似性提出模型驱动去噪器 BM3D 及 Gu 等^[12]提出结合加权核范数的模型驱动去噪器(简称 WNNM)。本文针对含有噪声的二值图像的盲去运动模糊问题提出了一种创新性的解决方法。传统的梯度 l_0 先验容易受到噪声的影响,因此本文采用了一种即插即用的模型框架,将先进的去噪器作为盲去模糊模型的先验。与此同时,为了更好地利用二值图像的特性,本文引入了二值化正则项,将二值图像的像素值分布信息纳入目标函数中,以促使估计图像的二值化过程。在模糊核的估计过程,本文利

用 l_2 范数作为正则项,使得估计模糊核保持稳定,并且可以通过快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)得到闭合解。此外,通过对二值图像特征的进一步分析,本文应用阈值化操作将前一步获得的恢复图像的像素值限制在一个二值的集合中。大量的实验表明:提出的策略在处理含噪声的二值图像去除运动模糊问题中在视觉及数值标准方面都取得了令人满意的表现。

2 相关工作介绍

2.1 优化模型推导

模糊退化过程通常可以用数学公式表示为

$$\mathbf{B} = \mathbf{I} \otimes \mathbf{K} + \mathbf{n} \quad (1)$$

其中, $\mathbf{B}$ 、 $\mathbf{I}$ 、 $\mathbf{K}$ 和 $\mathbf{n}$ 分别表示观测图像、原始图像、模糊核和加性高斯白噪声, $\otimes$ 为二维卷积算子。为了解决上述盲去模糊问题,需要同时从退化的观测图像 $\mathbf{B}$ 中估计模糊核 $\mathbf{K}$ 和原始图像 $\mathbf{I}$,这使得该问题具有高度不适定性。大多数基于模型驱动的盲去模糊方法都是在最大后验估计(Maximum A Posteriori, MAP)框架下提出的:

$$(\mathbf{K}, \mathbf{I}) = \underset{\mathbf{K}, \mathbf{I}}{\operatorname{argmin}} P(\mathbf{K}, \mathbf{I} | \mathbf{B}) = \underset{\mathbf{K}, \mathbf{I}}{\operatorname{argmin}} P(\mathbf{B} | \mathbf{K}, \mathbf{I}) P(\mathbf{I}) P(\mathbf{K}) \quad (2)$$

其中, $P(\mathbf{B} | \mathbf{K}, \mathbf{I})$ 为保真项对应的似然值, $P(\mathbf{I})$ 和 $P(\mathbf{K})$ 分别为干净图像和模糊核的先验概率模型。可以将上述基于 MAP 的图像盲去模糊模型重新表述为最小化问题:

$$\underset{\mathbf{K}, \mathbf{I}}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathbf{I} \otimes \mathbf{K} - \mathbf{B}\|_F^2 + \lambda_1 J(\mathbf{I}) + \lambda_2 J(\mathbf{K}) \quad (3)$$

其中, $J(\mathbf{I})$ 、 $J(\mathbf{K})$ 为正则项, λ_1 、 λ_2 为平衡两个正则项的正则参数。近年来,人们努力设计估计图像 $\mathbf{I}$ 和模糊核 $\mathbf{K}$ 的先验,这通常是解决盲去模糊问题的目标。

2.2 即插即用算法

一般情况下,解决图像反问题常常涉及到优化过程。在这里,本文简要回顾了能够有效处理这类优化问题的乘子交替迭代算法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)^[13]。对以下优化问题:

$$\underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 + \lambda g(\mathbf{x}) \quad (4)$$

其中, $\mathbf{x}$ 、 $\mathbf{y}$ 和 $\mathbf{H}$ 分别表示估计图像,观测图像和退化算子, g 和 λ 分别表示正则项和正则参数。通过引入一个新的替代变量 $\mathbf{v}$ 来替换上述方程中的 $\mathbf{x}$,在约束条件 $\mathbf{x} = \mathbf{v}$ 限制下,可以得到一个新的优化问题如下:

$$(\tilde{\mathbf{x}}, \tilde{\mathbf{v}}) = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 + \lambda g(\mathbf{v}) \quad \text{s. t. } \mathbf{x} = \mathbf{v} \quad (5)$$

通过考虑上述公式的增广拉格朗日形式:

$$L(\mathbf{x}, \mathbf{v}, \mathbf{u}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 + \lambda g(\mathbf{v}) + \mathbf{u}^T (\mathbf{x} - \mathbf{v}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{v}\|^2 \quad (6)$$

其中, $\mathbf{u}$ 为拉格朗日乘子, ρ 为惩罚参数。假设的(4)转化为式(6)的一个最小化问题,其求解过程通过交替求解以下 3 个子问题实现。

$$\mathbf{x}^{(k+1)} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{x}} \frac{1}{2} \|\mathbf{H}\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2 + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{v}^{(k)} + \mathbf{d}^{(k)}\|^2 \quad (7)$$

$$\mathbf{v}^{(k+1)} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{v}} g(\mathbf{v}) + \frac{\rho}{2\lambda} \|\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{v} + \mathbf{d}^{(k)}\|^2 \quad (8)$$

$$\mathbf{d}^{(k+1)} = \mathbf{d}^{(k)} + \mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{v}^{(k+1)} \quad (9)$$

如上所示,在工作^[9]中认为 $\mathbf{v}$ 的更新过程可以表示为去噪过程。因此,可以利用先进去噪器来处理图像的一般反问题。

2.3 舍入算子

在工作^[14]中提出的舍入算子,它通常用于提高二值图像和多值图案图像的恢复质量。具体地说,舍入算子可以视为一个正则项,并且可以被合并到最小二乘恢复问题中。对于 $\alpha_1, \alpha_2 \in \mathbb{R}$, 舍入函数的公式表示如下:

$$\varphi(z) = \begin{cases} \alpha_1 - z, & z < \alpha_1 \\ \frac{1}{2}(z - \alpha_1)(\alpha_2 - z), & \alpha_1 \leq z \leq \alpha_2 \\ z - \alpha_2, & z > \alpha_2 \end{cases} \quad (10)$$

然后,考虑以下最小化问题。

$$\min_z \frac{1}{2} (z - t)^2 + \lambda \varphi(z) \quad (11)$$

问题式(11)的解可以用分段函数来表示,分段函数一般分为以下两种情况:

硬舍入:适用于 $\lambda \geq 1$

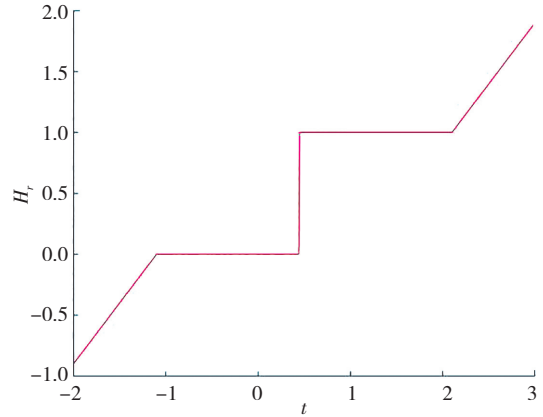
$$H_r(t) = \begin{cases} \min(\alpha_1, t + \lambda), & t < \alpha_1 \\ \alpha_1, & \alpha_1 \leq t \leq \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{2} \\ \alpha_2, & \frac{\alpha_1 + \alpha_2}{2} < t \leq \alpha_2 \\ \max(\alpha_2, t - \lambda), & t > \alpha_2 \end{cases} \quad (12)$$

软舍入:适用于 $0 < \lambda < 1$

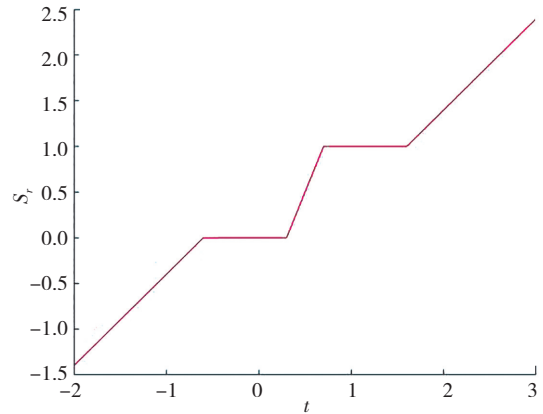
$$S_r(t) = \begin{cases} \min(\alpha_1, t + \lambda), & t < \alpha_1 \\ \alpha_1, & \alpha_1 \leq t \leq \alpha_1 + \beta_1 \\ \frac{2t - \lambda(\alpha_1 + \alpha_2)}{2(1 - \lambda)}, & \alpha_1 + \beta_1 < t < \alpha_2 - \beta_1 \\ \alpha_2, & \alpha_2 - \beta_1 \leq t \leq \alpha_2 \\ \max(\alpha_2, t - \lambda), & z > \alpha_2 \end{cases} \quad (13)$$

这里 $\beta_1 = \frac{\lambda(\alpha_2 - \alpha_1)}{2}$, 以上是本文中提到的舍入算子。

在图 1 中展示了一个二值 $\alpha_1 = 0$ 和 $\alpha_2 = 1$ 的例子。



(a) 硬舍入 ($\lambda = 1.1$)



(b) 软舍入 ($\lambda = 0.6$)

图 1 $\alpha_1 = 0$ 和 $\alpha_2 = 1$ 的舍入算子图例

Fig. 1 Example of rounding operator for $\alpha_1 = 0$ and $\alpha_2 = 1$

3 模型设计与求解

本文旨在解决盲二值图像去模糊问题。建立的模型中使用去噪器先验和舍入算子作为图像估计的正则项,并且使用 l_2 范数函数作为模糊核的正则项。具体的,本文提出的盲去模糊模型可以表示为

$$\min_{\mathbf{K}, \mathbf{x}} \frac{1}{2} \|\mathbf{K} * \mathbf{x} - \mathbf{y}\|_F^2 + \lambda_1 f(\mathbf{x}) + \lambda_2 \sum_{i,j=1}^{m,n} \varphi(\mathbf{x}_{i,j}) + \lambda_3 \|\mathbf{K}\|_F^2 \quad (14)$$

这里 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $\mathbf{K} \in \mathbb{R}^{p \times q}$, $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 分别是潜在估计图像,估计模糊核,观测图像, $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 为正则参数, $f(\mathbf{x})$ 表示隐式去噪器,函数 φ 定义为式(10)。通过交替解决以下两个问题来计算所提出的模型式(14)的解:

$$\mathbf{x} = \operatorname{argmin}_{\mathbf{x}} \frac{1}{2} \|\mathbf{K} * \mathbf{x} - \mathbf{y}\|_F^2 + \lambda_1 f(\mathbf{x}) + \lambda_2 \sum_{i,j=1}^{m,n} \varphi(\mathbf{x}_{i,j}) \quad (15)$$

和

$$\mathbf{K} = \underset{\mathbf{K}}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathbf{x} * \mathbf{K} - \mathbf{y}\|_F^2 + \lambda_3 \|\mathbf{K}\|_F^2 \quad (16)$$

本文将该过程的第一部分称为潜在图像估计步骤,第二部分则被称为模糊核估计步骤。

3.1 估计潜在图像

在这部分工作中,由于模型中采用 PnP 框架,故使用 ADMM 算法来求解非凸优化问题式(15)。通过引入两个辅助变量 $\mathbf{v}_1$ 和 $\mathbf{v}_2$,可以将问题式(15)转化为新的优化问题:

$$\underset{\mathbf{x}, \mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathbf{K} * \mathbf{x} - \mathbf{y}\|_F^2 + \lambda_1 f(\mathbf{v}_1) + \lambda_2 \sum_{i,j=1}^{m,n} \varphi(\mathbf{v}_{2i,j}) + \frac{\rho_1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{v}_1\|_F^2 + \frac{\rho_2}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{v}_2\|_F^2 \quad (17)$$

通过更新 $\mathbf{x}$ 、 $\mathbf{v}_1$ 、 $\mathbf{v}_2$ 、 $\mathbf{d}_1$ 和 $\mathbf{d}_2$ 的子问题,ADMM 算法通过迭代循环以下步骤实现。

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{x}^{(k+1)} = \underset{\mathbf{x}}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \|\mathbf{K} * \mathbf{x} - \mathbf{y}\|_F^2 + \frac{\rho_1}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{v}_1^{(k)} + \mathbf{d}_1^{(k)}\|_F^2 + \frac{\rho_2}{2} \|\mathbf{x} - \mathbf{v}_2^{(k)} + \mathbf{d}_2^{(k)}\|_F^2 \\ \mathbf{v}_1^{(k+1)} = \underset{\mathbf{v}_1}{\operatorname{argmin}} \lambda_1 f(\mathbf{v}_1) + \frac{\rho_1}{2} \|\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{v}_1 + \mathbf{d}_1^{(k)}\|_F^2 \\ \mathbf{v}_2^{(k+1)} = \underset{\mathbf{v}_2}{\operatorname{argmin}} \lambda_2 \sum_{i,j=1}^{m,n} \varphi(\mathbf{v}_{2i,j}) + \frac{\rho_2}{2} \|\mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{v}_2 + \mathbf{d}_2^{(k)}\|_F^2 \\ \mathbf{d}_1^{(k+1)} = \mathbf{d}_1^{(k)} + \mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{v}_1^{(k+1)} \\ \mathbf{d}_2^{(k+1)} = \mathbf{d}_2^{(k)} + \mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{v}_2^{(k+1)} \end{array} \right.$$

具体地说,与 $\mathbf{x}$ 相关的子问题是最小二乘问题且涉及卷积计算,可以通过使用 FFT 求得闭合解。求解公式如下:

$$\mathbf{x} = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\overline{\mathcal{F}(\mathbf{K})} \circ \mathcal{F}(\mathbf{y}) - \mathcal{p}_1 \mathcal{F}(\mathbf{v}_1^{(k)} - \mathbf{d}_1^{(k)}) - \mathcal{p}_2 \mathcal{F}(\mathbf{v}_2^{(k)} - \mathbf{d}_2^{(k)})}{\overline{\mathcal{F}(\mathbf{K})} \circ \mathcal{F}(\mathbf{K}) + \mathcal{p}_1 + \mathcal{p}_2} \right) \quad (18)$$

其中, $\mathcal{F}(\cdot)$ 和 $\mathcal{F}^{-1}(\cdot)$ 分别表示 FFT 和逆 FFT。 $\overline{\mathcal{F}(\cdot)}$ 表示为 $\mathcal{F}(\cdot)$ 的复共轭算子。结合 PnP 框架,用一个已有的图像去噪器 D_σ 可以解决 $\mathbf{v}_1$ 子问题,即:

$$\mathbf{v}_1^{(k+1)} = D_\sigma(\mathbf{x}^{(k+1)} + \mathbf{d}_1^{(k)}, \sqrt{\lambda_1 \rho_1}) \quad (19)$$

结合第2节的讨论, $\mathbf{v}_2$ 子问题可以通过求解最小

化问题式(11)求解,具体公式表示如下:

$$\mathbf{v}_{2i,j}^{(k+1)} = \begin{cases} S_r(\mathbf{x}_{i,j}^{(k+1)} + \mathbf{d}_{2i,j}^{(k)}), & 0 < \lambda_2 < \rho_2 \\ H_r(\mathbf{x}_{i,j}^{(k+1)} + \mathbf{d}_{2i,j}^{(k)}), & \lambda_2 \geq \rho_2 \end{cases} \quad (20)$$

其中, $H_r(\mathbf{x}_{i,j}^{(k+1)} + \mathbf{d}_{2i,j}^{(k)})$ 和 $S_r(\mathbf{x}_{i,j}^{(k+1)} + \mathbf{d}_{2i,j}^{(k)})$ 分别由式(12)和式(13)定义。

算法1 潜在图像估计

Step1 给定观测图像 $\mathbf{y}$ 和模糊核 $\mathbf{K}$;正则化参数 λ_1, λ_2 ;惩罚参数 $\rho_1 = 2\lambda_1, \rho_2 = 2\lambda_2$;迭代次数 n 和去噪器 D_σ 。

Step2 初始化: $\mathbf{v}_1^{(0)} = \mathbf{y}, \mathbf{v}_2^{(0)} = \mathbf{y}, \mathbf{d}_1^{(0)} = \mathbf{0}, \mathbf{d}_2^{(0)} = \mathbf{0}$ 。

Step3 For $k = 1, 2, \dots, n$

通过式(18)更新 $\mathbf{x}^{(k+1)}$ 。

通过式(19)更新 $\mathbf{v}_1^{(k+1)}$ 。

通过式(20)更新 $\mathbf{v}_2^{(k+1)}$ 。

更新 $\mathbf{d}_1^{(k+1)} = \mathbf{d}_1^{(k)} + \mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{v}_1^{(k+1)}$ 。

更新 $\mathbf{d}_2^{(k+1)} = \mathbf{d}_2^{(k)} + \mathbf{x}^{(k+1)} - \mathbf{v}_2^{(k+1)}$ 。

Step4 输出:潜在估计图像 $\mathbf{x}$ 。

3.2 估计模糊核

在这一部分中,需要解决最优化问题式(16)。同样的,通过使用 FFT,我们能够获得对应的闭式解来求解这个最小二乘问题。然而,根据经典工作的经验^[15-16],在大多数情况下,直接基于强度值的式(16)的闭合解是不准确的。因此,本文选择在梯度空间中计算模糊核。

$$\mathbf{K} = \underset{\mathbf{K}}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{2} \|\nabla \mathbf{x} * \mathbf{K} - \nabla \mathbf{y}\|_F^2 + \lambda_3 \|\mathbf{K}\|_F^2 \quad (21)$$

而它的闭合解用下式表示:

$$\mathbf{K} = \mathcal{F}^{-1} \left(\frac{\overline{\mathcal{F}(\nabla_x \mathbf{x})} \circ \mathcal{F}(\nabla_x \mathbf{y}) + \overline{\mathcal{F}(\nabla_y \mathbf{x})} \circ \mathcal{F}(\nabla_y \mathbf{y})}{\overline{\mathcal{F}(\nabla_x \mathbf{x})} \circ \mathcal{F}(\nabla_x \mathbf{x}) + \overline{\mathcal{F}(\nabla_y \mathbf{x})} \circ \mathcal{F}(\nabla_y \mathbf{x}) + \lambda_3} \right) \quad (22)$$

在得到估计的 $\mathbf{K}$ 后,本文将 $\mathbf{K}$ 的负值设为 0,并将其归一化,使其中元素的和等于 1。算法2总结了模糊核估计的主要步骤。

算法2 模糊核估计

Step1 输入:模糊图像 $\mathbf{y}$;正则化参数 λ_3 ; $\mathbf{u}$ 和 κ 。

Step2 While 不满足停止条件

用算法1求解 $\mathbf{x}$ 。

通过等式(22)来求解 $\mathbf{K}$ 。

$\lambda_3 = \max\{\lambda_3\}$ 。

Step3 输出:模糊核 $\mathbf{K}$ 。

3.3 图像恢复效果提升

通过实验验证,为了进一步提升恢复图片质量,本文在获取到模糊核 $\mathbf{K}$ 后,将非盲去模糊方案应用于模

糊图像^[8]。基于干净二值图像的像素值只能取到两个特定值,本文使用阈值化操作将上一步得到的恢复图像的像素值限制在一个包含两个值的集合中,从而得到最终的输出图像。本文应用于二值图像阈值化算子定义如下,对于 $\mu_1, \mu_2 \in R$:

$$\varphi(x_{i,j}) = \begin{cases} \mu_1, & \mu_1 \leq x_{i,j} \leq \frac{\mu_1 + \mu_2}{2} \\ \mu_2, & \frac{\mu_1 + \mu_2}{2} < x_{i,j} \leq \mu_2 \end{cases} \quad (23)$$

在图 2 中,展示了所提出的盲去模糊方法的整体框架。

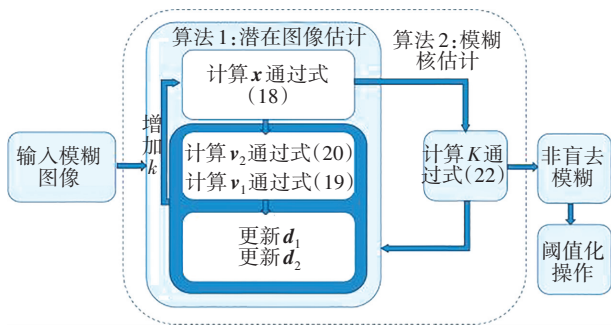


图 2 整体框架图

Fig. 2 Overall framework diagram

4 仿真实验与结果分析

在本节中,对所提出的二值图像去模糊算法的性能进行数值实验验证。首先描述实验设置;然后通过预设模糊图像上的一系列去模糊实验结果的比较,验证了该算法的性能;最后使用两种去噪器,即模型驱动的去噪器(BM3D)和数据驱动的去噪器(FFDNet)进行性能对比。

4.1 仿真实验设置

在仿真实验中,本文使用图 3 的 8 张原始图片(im1-8)及右下角模糊核^[15]产生 8 张模糊图片。然后,将 $I_{\text{BSNR}} = 40$ 水平的噪声添加到图 3 第一排的 4 张模糊图像中,得到第一组模拟数据。同时,将 $I_{\text{BSNR}} = 30$ 水平的噪声添加到第二排的 4 张模糊图像中,得到第二组模拟数据。 I_{BSNR} 是由下式表示:

$$I_{\text{BSNR}} = 10 \log_{10} \frac{\|g\|_2^2}{\|\eta\|_2^2} \quad (24)$$

其中, g 和 η 分别表示退化的图像和添加到图像中的噪声。本文将所提出的算法(去噪器选择 BM3D,并且根据工作^[8,14]设置,假设在理想情况下,二值像素值是已知的)与一些最先进的方法进行比较,以验证所提算法处理二值图像盲去模糊问题的有效性。本文使用峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)和结构相似

度^[17](Structural Similarity Index Measurement, SSIM)作为性能评估指标。一般来说,PSNR 和 SSIM 越大,说明图像恢复效果越好。算法 1(即潜在图像估计过程)中正则化参数 $\lambda_1 = 4 \times 10^{-2}$, $\lambda_2 = 3 \times 10^{-3}$;迭代次数 $n = 20$ 。算法 2(即模糊核估计过程)中正则化参数 $\lambda_3 = 2$, $\iota = 1.1$ 和 $\kappa = 2 \times 10^{-4}$ 并且停止条件是迭代次数达到 5。其他相关的竞争方法均是根据具体的文章进行手工或自动调整设置,以实现最佳性能。所有模型驱动算法均使用软件 Matlab R2021b,电脑配置为 AMD Ryzen 7 5800H 核处理器(3.20 GHz),16 GB 内存。



图 3 测试图片及右下角对应模糊核

Fig. 3 Test images and the lower right corner correspond to blur kernel

4.2 对比实验结果及分析

本文将提出的方法与近年来具有代表性的去模糊算法进行实验对比,其中包括 Chen 等^[18],Lv 等^[8]两种模型驱动的方法以及 Ren 等数据驱动的方法^[19]。为了直观地展示本文所提出的二值图像的盲去模糊算法与竞争算法恢复结果的视觉表现,在图 4 和图 5 中,分别展示了二维码图像及复杂人像图像的去模糊结果对比。从放大的窗口可以看出,相比于对比方法会引入超出范围的像素值并引入伪影,影响恢复图片的视觉效果。所提出的方法可以有效地保留更加锋利的边缘的同时保留更完整的图像结构,从而提升恢复图像的视觉效果。图 6 和图 7 展示在不同噪声水平下所有测试的定量结果。对于 $I_{\text{BSNR}} = 40$ 的噪声水平的情况,本文的方法分别优于 Chen 等^[18],lv 等^[8]和 Ren 等^[19]的平均 PSNR 值(27.45 dB, 24.11 dB, 22.99 dB),平均 SSIM 值(0.128 7, 0.086 1, 0.044 9)。对于 $I_{\text{BSNR}} = 30$ 的噪声水平,本文的方法分别优于 Chen 等^[18],Lv 等^[8]和 Ren 等^[19]的平均 PSNR 值(17.37 dB, 12.68 dB, 14.47 dB)和平均 SSIM 值(0.065 7, 0.023 6, 0.022 7)。可以明显观察到,与其他 3 种方法相比,该方法在 PSNR 和 SSIM 值都呈现出显著的提高。此外,本文提出的方法解决含不同噪声强度的二值图像去模糊问题更具有鲁棒性,在 I_{BSNR} 更高时,提出的方法对比相关算

法提升更大。

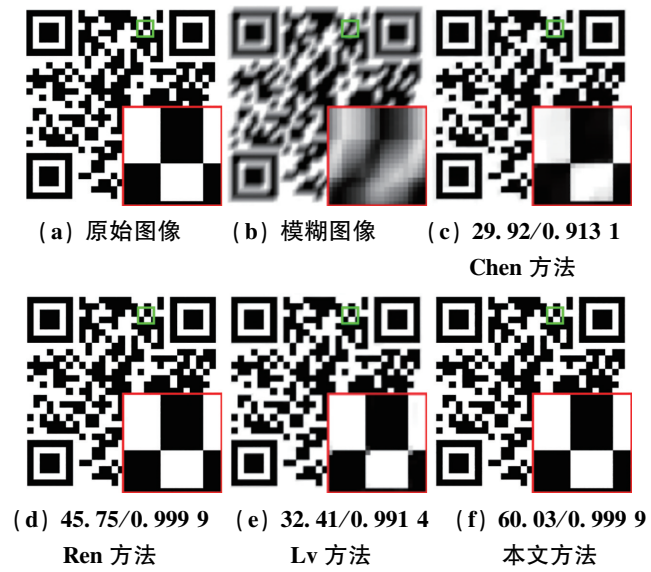


图 4 对“im2”不同方法的视觉质量比较 (PSNR/SSIM)
Fig. 4 Visual quality comparison of different methods on “im2” (PSNR/SSIM)

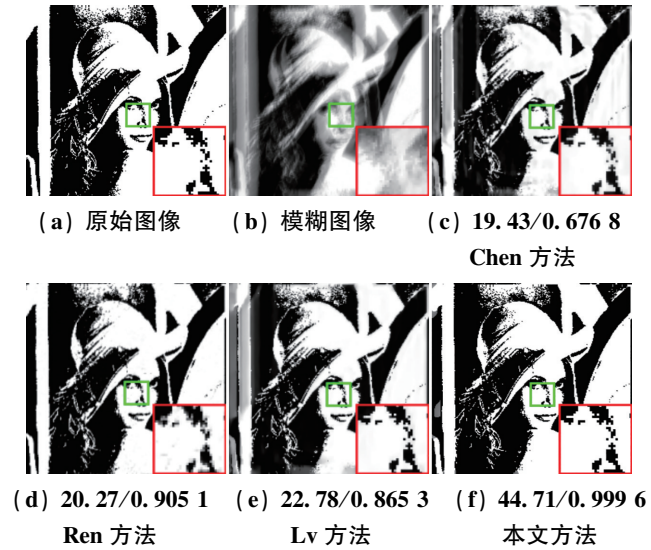


图 5 对“im4”不同方法的视觉质量比较 (PSNR/SSIM)
Fig. 5 Visual quality comparison of different methods on “im4” (PSNR/SSIM)

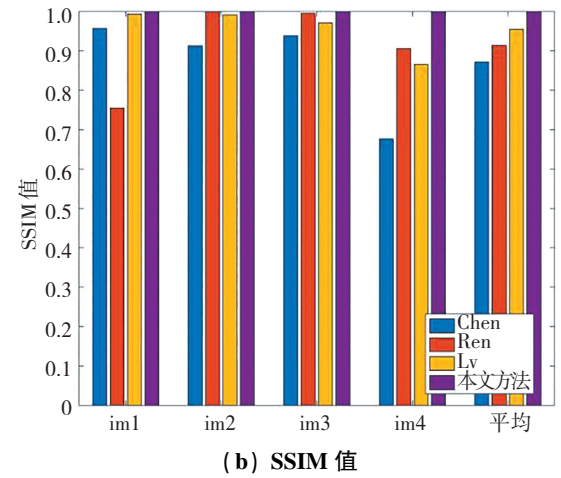
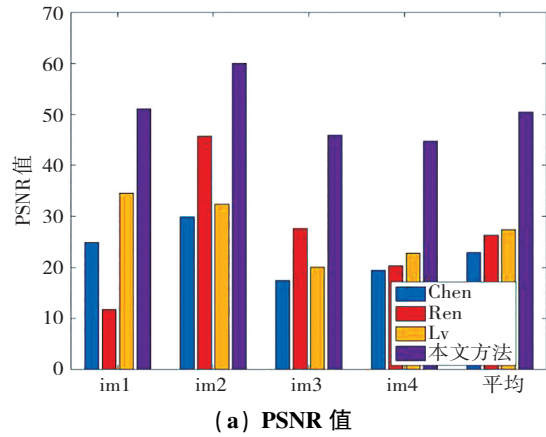


图 6 $I_{\text{BSNR}} = 40$ 噪声水平下的对比实验定量结果
Fig. 6 Quantitative results of comparison experiment with $I_{\text{BSNR}} = 40$ noise level

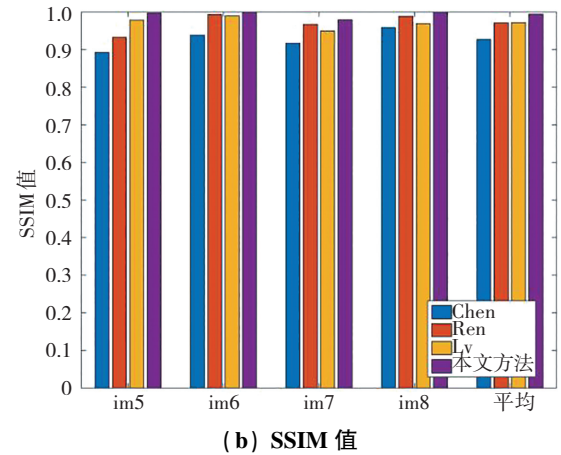
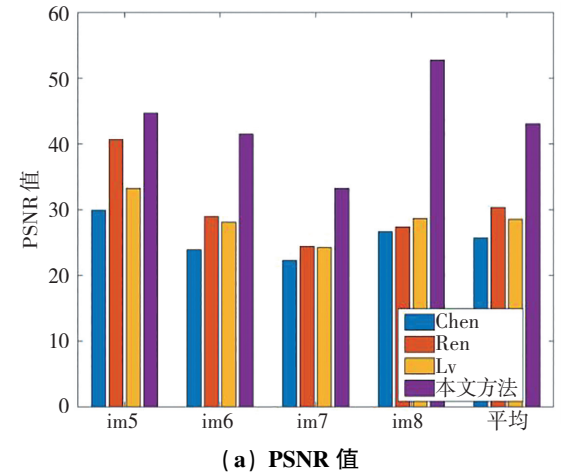


图 7 $I_{\text{BSNR}} = 30$ 噪声水平下的对比实验定量结果
Fig. 7 Quantitative results of comparison experiment of $I_{\text{BSNR}} = 30$ noise level

4.3 消融实验

为了保证实验的完整性,本文添加了 3 组实验验证构造模型的优势,分别采用以下方法作为正则项的

盲去模糊算法:只选择 BM3D 去噪器,选择 FFDnet 去噪器和舍入算子,选择 BM3D 去噪器和舍入算子。如图 8 所示,本文方法有效去除伪影并且保留了清晰的边缘,产生了令人满意的视觉效果。表 1、表 2 展示了不同算法恢复结果的 PSNR 和 SSIM 值。与其他算法相比,在没有采用阈值化操作恢复图像的情况下,结合 BM3D 去噪器和舍入算子作为正则项的盲模糊算法,应用在大多数单幅图像上都有更好的性能表现。并且本文方法(即采用阈值化操作恢复图像)可以取得最好的性能,分别优于只选择 BM3D 去噪器,选择 FFDnet 去噪器和舍入算子,选择 BM3D 去噪器和舍入算子算法的平均 PSNR 值(22.72 dB, 19.19 dB, 16.98 dB)和平均 SSIM 值(0.077, 0.032 7, 0.025 4)。

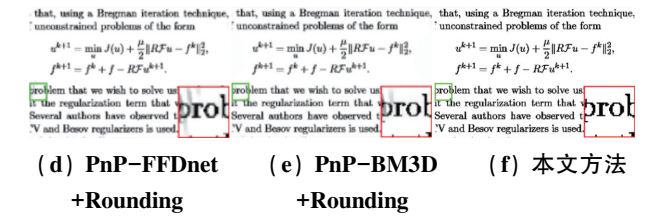
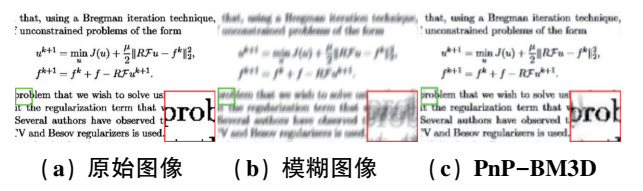


图 8 对二值图像“im1”的消融实验结果

Fig. 8 Ablation study on binary image “im1”

4.4 计算复杂度及运行时间

本文方法的大量计算代价主要来自算法 1(潜在图像估计步骤)。每一步的计算复杂度可以表示为 $O(C + N \log N)$,其中 C 表示去噪器的单次迭代计算复杂度, N 表示图像的像素数量。此外,ADMM 的复杂度为 $O(M)$,其中 M 为算法 1 中的迭代次数。本文在合成的模糊图像上测试了算法和两种基于模型的盲去模糊算法的运行时间。根据表 3 所示,提出的算法运行时间相比于 Chen 等^[18]和 Lv 等^[8]较慢。由于加入去噪器先验增加了算法的时间消耗,但这一策略显著提高了处理含噪声模糊二值图像时的有效性和鲁棒性。

表 1 消融实验的数值结果 (PSNR)

Table 1 Numerical results of ablation experiments (PSNR)

Method	im1	im2	im3	im4	im5	im6	im7	im8	平均值
PnP-BM3D	32.43	18.79	21.33	22.29	25.77	22.48	20.63	28.42	24.02
PnP-FFDnet+Rounding	35.30	34.99	25.06	22.78	31.50	28.46	26.31	31.96	29.55
PnP-BM3D+Rounding	35.99	36.24	26.68	24.07	35.37	29.55	26.21	31.96	30.76
本文	51.09	60.03	45.93	44.71	44.66	41.49	33.26	52.73	46.74

表 2 消融实验的数值结果 (SSIM)

Table 2 Numerical results of ablation experiments (SSIM)

Method	im1	im2	im3	im4	im5	im6	im7	im8	平均值
PnP-BM3D	0.997 2	0.875 3	0.976 6	0.828 3	0.875 7	0.906 2	0.917 5	0.981 6	0.919 8
PnP-FFDnet+Rounding	0.998 5	0.987 2	0.990 9	0.852 4	0.943 2	0.991 9	0.962 9	0.985 9	0.964 1
PnP-BM3D+Rounding	0.998 9	0.992 2	0.993 6	0.873 2	0.984 8	0.992 4	0.952 8	0.983 6	0.971 4
本文	0.999 9	0.999 9	0.999 9	0.999 6	0.996 8	0.999 6	0.979 1	0.999 9	0.996 8

表 3 运行时间 (s) 比较 (每个算法的模糊核大小固定在 35×35)

Table 3 Running time (s) comparisons (the kernel size is fixed at 35×35 for each algorithm)

Method	im1	im2	im3	im4	im5	im6	im7	im8
Chen	102.22	46.12	40.27	46.28	129.48	103.27	98.76	84.45
Lv	29.91	13.46	14.09	13.32	35.83	29.72	29.04	23.61
本文	273.43	98.12	98.74	97.63	323.22	238.94	189.86	262.96

5 结 论

本文提出了一种灵活而有效的盲二值图像去模糊算法。具体为同时引入去噪器和二值先验知识,并对恢复结果进行阈值化操作将恢复图像的像素值分配到

一个特定的值集。由于舍入算子在恢复过程中对图像像素的限制作用,以及去噪器先验在处理图像去模糊任务的优异性能,所提出的算法在处理二值图像去模糊问题时获得了令人满意的结果。并且,应用阈值化给本文的恢复结果带来了大幅度的提升。实验结果表

明:本文的方法应用于文本、条形码等二值图像去模糊,在视觉质量、PSNR 和 SSIM 指标上均表现出优于目前有竞争力的算法。

本文提出的算法虽然能够有效处理原始图像像素值已知的盲二值图像去模糊任务,但该方法是否能与像素值估计方法结合处理像素值未知的盲二值图像去模糊任务尚有待研究。此外,该算法可以推广到盲多值图案图像去模糊任务。

参考文献(References):

- [1] 张苒苒,刘恒. 基于潜在特征重构和注意力机制的人脸图像修复[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版), 2023, 40(2): 73-78.
ZHANG Tong-tong, LIU Heng. Face image restoration based on latent feature reconstruction and attention mechanism[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2023, 40(2): 73-78.
- [2] SHAN Q, JIA J, AGARWALA A. High-quality motion deblurring from a single image[J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 1-10.
- [3] XU L, ZHENG S, JIA J. Unnatural L_0 sparse representation for natural image deblurring[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2013: 1107-1114.
- [4] 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. 2016: 1628-1636.
- [5] 许影,李强懿. 基于稀疏特性的盲二值图像去模糊[J]. 计算机科学, 2018, 45(3): 255-259.
XU Ying, LI Qiang-yi. Blind binary image deconvolution based on sparse property[J]. Computer Science, 2018, 45(3): 255-259.
- [6] 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, 2017, 39(2): 342-355.
- [7] LIU N, DU Y, XU Y. QR codes blind deconvolution algorithm based on binary characteristic and L_0 norm minimization[J]. Pattern Recognition Letters, 2018, 111(5): 117-123.
- [8] LV X G, LIU J, LI F, et al. Blind motion deconvolution for binary images[J]. Journal of Computational and Applied Mathematics, 2021, 393: 113500.
- [9] VENKATAKRISHNAN S V, BOUMAN C A, WOHLBERG B. Plug-and-Play priors for model based reconstruction[C]//Proceedings of the IEEE Global Conference on Signal and Information Processing. 2013: 945-948.
- [10] ZHANG K, ZUO W, ZHANG L. FFDNet: toward a Fast and Flexible Solution for CNN based Image Denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(9): 4608-4622.
- [11] DABOV K, FOI A, KATKOVNIK V, et al. Image denoising by sparse 3-D transform-domain collaborative filtering[J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2007, 16(8): 2080-2095.
- [12] GU S, ZHANG L, ZUO W, et al. Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2014: 2862-2869.
- [13] BOYD S, PARIKH N, CHU E, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers[J]. Foundations and Trends[®] in Machine Learning, 2011, 3(1): 1-122.
- [14] MEI X, QI H, HU B G, et al. Improving image restoration with soft-rounding[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. 2015: 459-467.
- [15] CHO S, WANG J, LEE S. Handling outliers in non-blind image deconvolution[C]//Proceedings of the Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision. 2011: 495-502.
- [16] LEVIN A, WEISS Y, DURAND F, et al. Efficient marginal likelihood optimization in blind deconvolution[C]//Proceedings of the CVPR. 2011: 2657-2664.
- [17] WANG Z, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity [J]. IEEE Transactions on Image Processing: A Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2004, 13(4): 600-612.
- [18] CHEN L, FANG F, WANG T, et al. Blind image deblurring with local maximum gradient prior[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2019: 1742-1750.
- [19] REN D, ZHANG K, WANG Q, et al. Neural blind deconvolution using deep priors[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2020: 3338-3347.

责任编辑:陈 芳