

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003036

基于混合非凸性二阶全变分和重叠组稀疏的非盲图像去模糊算法*

易开宇¹ 戴贞明²

(1. 宜春职业技术学院 宜春 336000; 2. 井冈山大学 吉安 343009)

摘要:为了解决凸性全变分正则化模型会使重构结果出现非闭合轮廓和非齐整边缘等缺点,设计了混合非凸性全变分耦合重叠组稀疏的图像去模糊算法。重叠组稀疏正则化项很好地考虑了相邻元素之间相互交叉的关系,非凸性二阶 l_p 范数正则化项较好保持了图像的边缘形状信息,同时将这两个正则约束项融入到全变分函数中,可以准确地恢复边缘结构特征以及消除平滑区的阶梯效应和振铃效应。最后,为实现非凸性高阶模型的优化求解,提出了变量分裂法,将该模型分离成4个子问题,然后借助重加权 l_1 交替方向法来完成图像去模糊的计算。测试数据显示,相比当前图像复原技术,所提算法具备更为理想的去模糊效果,复原图像表现出更高的峰值信噪比和结构相似度,可以更有效地恢复出边缘形状信息和纹理细节。

关键词: 图像去模糊; 阶梯效应; 非凸性二阶全变分; 重叠组稀疏; 交替方向法

中图分类号: TP391; TN01 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6040

Non-blind image deblurring based on hybrid non-convex second-order total variation and the overlapping group sparse

Yi Kaiyu¹ Dai Zhenming²

(1. Yichun Vocational and Technical College, Yichun 336000, China; 2. Jinggangshan University, Ji'an 343009, China)

Abstract: In order to solve the problem as non-closed contour and non-uniform edge of reconstruction results in convex total variational regularization model, a mode of image deblurring based on hybrid non-convex second-order total variation and overlapping group sparse is proposed. Overlapping group sparse regularization item well considering the cross relationship between adjacent elements, non convexity second-order l_p norm regularization item better keep the edge of the image shape information, and the two regular constraint into total variation method at the same time, which can accurately restore edge structure characteristics and eliminate the staircase effect and smooth ringing effect. Finally, in order to achieve the optimal solution of the non-convex higher-order model, the variable splitting method is proposed to separate the model into four sub-problems, and then the method of a re-weighted l_1 alternating direction method is used to complete the calculation of image deblurring. The test data show that compared with the current image restoration technology, the proposed algorithm has better deblurring effect, the restored image shows higher peak signal-to-noise ratio and structural similarity, which can recover edge shape information and texture details more effectively.

Keywords: image deblurring; staircase artifact; non-convex second-order total variation; overlapping group sparse; alternating direction method

0 引言

数字图像复原技术已经深入运用到了众多领域中,比如太空图像、医疗影像、天气气象等,该技术在实际运

用方面已经引起了高度关注^[1]。在图像形成过程中,由于外在条件的干扰,导致图像信息在某种程度下质量不佳,客观地影响了图像的直观效果。如何将降质图像恢复出真实的结构信息是图像复原技术的核心^[2]。随着图像复原技术的不断深入探索,大量的实验研究被用于实

收稿日期: 2020-03-29 Received Date: 2020-03-29

* 基金项目: 江西省科技厅自然科学基金(20161BAB202049)、江西省教育厅自然科学技术研究重点项目(GJJ171375)、江西省高等学校教学改革研究项目(JXJG15-60-4)、宜春市社科研究“十二五”规划重点项目(YCSKJ-2015-042)资助

现图像的去模糊处理^[3]。其中,全变分机制^[4]极大地提高了目标重构能力,它是一种非常具有代表性的图像去模糊方法,能够在一定程度上有效地恢复出图像的边构信息,因此获得了大量研究人员的关注。但是该技术最大的缺点在于容易引起阶梯效应与振铃效应^[5-6],导致图像失真和视觉效果变差。为了进一步提高全变分方法的去模糊能力,大量基于全变分的改进方法被提出。Pan 等^[7]通过 l_0 正则化和梯度稀疏特性来构建图像去模糊方法,采用 L_0 梯度图像平滑方法得到图像的边缘特征,并以此实现模糊核的简单估计。但是平滑方法很容易将图像边缘平滑掉,使边缘变模糊。张素琦等^[8]采用混合高阶来实现图像的盲去模糊,全变分模型能保护边缘,高阶全变分能消除平滑区阶梯效应。然而该方法虽然能较好地避免阶梯效应,但凸性模型不能有效地恢复出边缘形状信息,使边缘细节不够准确。Liu 等^[9]采用了空间自适应参数的高阶全变分方法来完成复原处理,但由于高阶的过平滑作用,导致恢复效果不理想。

通过上述分析可知,目前的图像复原方法还不能够准确地恢复边缘形状信息,导致图像边缘过于平滑。对此,本文设计了混合非凸性全变分耦合重叠组稀疏的图像重构算法。联合重叠组稀疏正则化与非凸性二阶 l_p 范数正则化,将二者融入到全变分模型中,形成新的去模糊模型,使复原图像更接近于真实清晰图像。另外,为了有效求解混合非凸性模型,提出了变量分裂法,利用重加权 l_1 交替方向法来对模型进行优化求解。最后,测试了本算法的去模糊效果。

1 重叠组稀疏全变分模型

首先考虑一维的情况,定义向量 $s \in \mathbf{R}^n$ 的 K 个点的组为:

$$s_{i,K} = [s(i), \dots, s(i+K-1)] \in \mathbf{R}^K \quad (1)$$

式中: $s_{i,K}$ 可以被看作是向量 s 从第 i 个元素开始的 K 个连续采样。则一维的重叠组稀疏正则项定义为:

$$\xi(s) = \sum_{i=1}^n \|s_{i,K}\|_2 \quad (2)$$

式中: K 为组的大小。

对于二维图像问题,定义图像 $f \in \mathbf{R}^{n^2}$ 的 $K \times K$ 个点的组块(其中,向量 f 是由 $n \times n$ 矩阵的 n 列叠加得到)的形式为:

$$\tilde{f}_{i,j,K} = \begin{bmatrix} f_{i-m_1,j-m_1} & f_{i-m_1,j-m_1+1} & \cdots & f_{i-m_1,j+m_2} \\ f_{i-m_1+1,j-m_1} & f_{i-m_1+1,j-m_1+1} & \cdots & f_{i-m_1+1,j+m_2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{i+m_2,j-m_1} & f_{i+m_2,j-m_1+1} & \cdots & f_{i+m_2,j+m_2} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: $\tilde{f}_{i,j,K} \in \mathbf{R}^{K \times K}$, $m_1 = \left\lfloor \frac{K-1}{2} \right\rfloor$, $m_2 = \left\lceil \frac{K}{2} \right\rceil$, $[x]$ 为不大于 x 的最大整数。

令 $\tilde{f}_{i,j,K} = \tilde{f}_{i,j,K}(\cdot)$, 即 $f_{i,j,K}$ 为叠加矩阵 $\tilde{f}_{i,j,K}$ 的所有 K 列组成的向量,则二维的重叠组稀疏正则项可表示为:

$$\varphi(f) = \sum_{i,j=1}^n \|f_{i,j,K}\|_2 \quad (4)$$

根据式(4),则其全变分的正则项可定义为:

$$\varphi(f) = \phi(\nabla_x f) + \phi(\nabla_y f) \quad (5)$$

式中: $\varphi(f)$ 为各向异性的正则项。

然后,将式(5)融合到全变分正则化机制中,建立重叠组稀疏全变分模型^[10]为:

$$\min_f \frac{\lambda}{2} \|g - Kf\|_2^2 + \alpha(\phi(\nabla_x f) + \phi(\nabla_y f)) \quad (6)$$

2 本文图像去模糊模型

本文将混合非凸性二阶全变分模型和重叠组稀疏正则化项相结合,构造了新的去模糊方法,其具体模型为:

$$\min_u \frac{\lambda}{2} \|Ku - f\|_2^2 + \phi(\nabla u) + \omega \|\nabla^2 u\|_p^p + \psi_c(u) \quad (7)$$

式中: f 为模糊图像; u 为重构结果; K 为模糊核; $\lambda, \omega > 0$ 为正则化参数,控制数据保真项和非凸性二阶正则化项的权重。 $\psi_c(\cdot)$ 为对目标函数施加硬性约束的特征(指示)函数,定义 $\psi_c(x) = 0$, 如果 $x \in C$; $\psi_c(x) = \infty$, 如果 $x \notin C$; 设定图像满足周期型边界条件,则 ∇u 和 $\nabla^2 u$ 分别表示复原图像 u 的一阶和二阶偏导算子。 $\phi(\nabla u)$ 代表了重叠组稀疏正则化约束,而 $\omega \|\nabla^2 u\|_p^p$ 表示非凸性 l_p 范数正则化约束。

3 本文去模糊模型的求解

为了实现这种复杂模型的有效计算,本文采用交替方向法^[11](alternating direction method, ADM)来实现去模糊模型的求解。借助变量 $v = \nabla u$, $w = \nabla^2 u$, $z = u$, 将式(7)变换成一般性目标优化过程:

$$\min_u \frac{\lambda}{2} \|Ku - f\|_2^2 + \phi(\nabla v) + \omega \|w\|_p^p + \psi_c(z) \quad (8)$$

对式(8)实施增广 Lagrange:

$$L_A(u, v, w, z; \mu_1, \mu_2, \mu_3) = \frac{\lambda}{2} \|Ku - f\|_2^2 + \phi(v) + \omega \|w\|_p^p + \psi_c(z) - \mu_1^T (v - \nabla u) + \frac{\rho}{2} \|v - \nabla u\|_2^2 - \mu_2^T (w - \nabla^2 u) + \frac{\rho}{2} \|w - \nabla^2 u\|_2^2 - \mu_3^T (z - u) + \frac{\rho}{2} \|z - u\|_2^2 \quad (9)$$

式中: ρ 为惩罚因子; μ_1, μ_2, μ_3 为 Lagrange 乘子。

由于变量 u, v, w, z 在优化过程是可分离的, 因此本文采用变量分裂法^[12]对式(9)进行分解, 将其转化为便于求解的 u, v, w, z 四个子优化问题, 并根据子优化问题结构上的特点, 分别利用简便方法进行计算。

3.1 u 的子优化问题

u 子问题是一个最小二乘问题^[13], 其计算方程为:

$$\begin{aligned} u^{k+1} = \operatorname{argmin}_u & \frac{\lambda}{2} \|Ku - f\|_2^2 - \mu_1^T(v^k - \nabla u) + \\ & \frac{\rho}{2} \|v^k - \nabla u\|_2^2 - \mu_2^T(w^k - \nabla^2 u) + \\ & \frac{\rho}{2} \|w^k - \nabla^2 u\|_2^2 - \mu_3^T(z^k - u) + \frac{\rho}{2} \|z^k - u\|_2^2 \end{aligned} \quad (10)$$

对应式(10)可以得到关于 u 的闭合解:

$$u^{k+1} = (\lambda K^T K + \rho(\nabla^2)^T \nabla^2 + \rho I)^{-1} (\lambda K^T f - \nabla^T \mu_1 + \rho \nabla^T v - (\nabla^2)^T \mu_2 + \rho(\nabla^2)^T w - \mu_3 + \rho z) \quad (11)$$

式中: I 为单位矩阵。

由于本文设定的图像边界条件为周期型边界, 所以根据这一边界条件, 可以借助 2D Fourier 变换及其逆变换对式(11)完成相应的简化计算。

3.2 v 的子优化问题

v 子问题的求解公式如下:

$$\begin{aligned} v^{k+1} = \operatorname{argmin}_v & \frac{\rho}{2} \|v - \nabla u^{k+1}\|_2^2 - \mu_1^T(v - u^{k+1}) + \phi(v) = \\ \operatorname{argmin}_v & \frac{\rho}{2} \left\| v - \left(\nabla u^{k+1} + \frac{\mu_1^k}{\rho} \right) \right\|_2^2 + \phi(v) \end{aligned} \quad (12)$$

由式(4)可知, $\phi(v)$ 为重叠组稀疏正则项, 将其定义为:

$$\phi(v) = \sum_i \left[\sum_{j=0}^{K-1} |v(i+j)|^2 \right]^{1/2} \quad (13)$$

式中: K 表示组的大小。对于式(12)这个重叠组稀疏正则项求解问题, 本文采用控制极小化方法^[14], 引入一个二次替代函数, 构造迭代格式进行迭代求解。

3.3 w 的子优化问题

w 子问题的求解公式如下:

$$\begin{aligned} w^{k+1} = \operatorname{argmin}_w & \frac{\rho}{2} \|w - \nabla^2 u^{k+1}\|_2^2 - \\ & u_2^T(w - \nabla^2 u^{k+1}) + \omega \|w\|_p^p \end{aligned} \quad (14)$$

式(14)是一个非凸性的二阶全变分正则化去噪问题, 它的非凸性来源于 $\omega \|w\|_p^p$ 项, 且 $0 \leq p < 1$ 。为了简化这类问题, 利用迭代重加权 l_1 极小化算法^[15]来实现求解。具体做法是在每次迭代过程中, 将其转化为加权 l_1 范数正则化问题:

$$w^{k+1} = \operatorname{argmin}_w \frac{\rho}{2} \left\| w - \left(\nabla^2 u^{k+1} + \frac{\mu_2^k}{\rho} \right) \right\|_2^2 + \sum_i t_i |w_i| \quad (15)$$

同时在每次迭代中, 权值 t 的更新方式为:

$$t_i = \frac{\omega p}{(|w_i^k + \varepsilon|)^{1-p}} \quad (16)$$

式中: $|\cdot|$ 为模运算; ε 为调和参数。

式(15)可以用迭代收缩值算法^[16]求解。令 $x^{k+1} = (\nabla^2 u^{k+1} + \frac{\mu_2^k}{\rho})$, 则式(15)解的形式为:

$$w^{k+1} = \operatorname{shrink} \left(\frac{\rho}{2} \left(x^k, \frac{t_i \omega}{\rho} \right) \right) = \max \left\{ |x^k| - \frac{t_i \omega}{\rho}, 0 \right\} \cdot \operatorname{sign}(x^k) \quad (17)$$

式中: $\operatorname{shrink}(\cdot)$ 为一维的收缩算子。

3.4 z 的子优化问题

z 子问题的求解公式如下:

$$z^{k+1} = \operatorname{argmin}_z \frac{\rho}{2} \|z - u^{k+1}\|_2^2 - \mu_3^T(z - u^{k+1}) + \psi_c(z) \quad (18)$$

式(18)是一个投影求解问题, 目的是确保像素值保持在 $[0, 255]$ 的期望范围内。因此, 式(18)还可以表示为:

$$z^{k+1} = \operatorname{argmin}_z \frac{\rho}{2} \left\| z - \left(u^{k+1} + \frac{\mu_3^k}{\rho} \right) \right\|_2^2 + \psi_c(z) \quad (19)$$

可得到关于 z 的闭合解:

$$z^{k+1} = \operatorname{projc} \left(u^{k+1} + \frac{\mu_3^k}{\rho} \right) = \min \left\{ 255, \max \left(u^{k+1} + \frac{\mu_3^k}{\rho}, 0 \right) \right\} \quad (20)$$

式中: $\operatorname{projc}(\cdot)$ 为投影运算。

3.5 拉格朗日乘子 μ_1, μ_2, μ_3 的更新

在每次迭代完成后, 及时对 μ_1, μ_2, μ_3 进行更新:

$$\mu_1^{k+1} = \mu_1^k + \rho(v^{k+1} - \nabla u^{k+1}) \quad (21)$$

$$\mu_2^{k+1} = \mu_2^k + \rho(\nabla^2 u^{k+1} - w^{k+1}) \quad (22)$$

$$\mu_3^{k+1} = \mu_3^k + \rho(u^{k+1} - z^{k+1}) \quad (23)$$

综上所述, 所提算法的具体过程如下:

输入: 模糊图像 f , 模糊核 K , 参数 $\lambda > 0, \omega > 0$, 组的大小, p ;

初始化: $u_0 = f, k = 0, \rho > 0, \mu_i = 0 (i = 1, 2, 3)$;

迭代:

- 1) v 的更新: 由式(11)得到 v^{k+1} ;
- 2) w 的更新: 由式(12)得到 w^{k+1} ;
- 3) u 的更新: 由式(17)得到 u^{k+1} ;
- 4) z 的更新: 由式(20)得到 z^{k+1} ;
- 5) μ_1 的更新: 由式(21)得到 μ_1^{k+1} ;
- 6) μ_2 的更新: 由式(22)得到 μ_2^{k+1} ;
- 7) μ_3 的更新: 由式(23)得到 μ_3^{k+1} ;
- 8) $k = k + 1$

9) 如果 $\frac{\|u^k - u^{k+1}\|_2}{\|u^k\|_2} \geq \delta$, 迭代停止; 否则, 返回步骤 1) 继续迭代。最后, 使用上述方法估计出清晰图像 u 。

4 实验与结果分析

4.1 实验环境

为了验证本文去模糊算法的有效性, 采用 MATLAB 工具来实施, 其配置为 Window7 系统 3.20 GHz 的 CPU, 以及 RAM 4 GB 的内存。将加性高斯噪声 ($BSNR = 30$ dB) 作为实验测试的附加噪声, 测试过程采用了运动模糊、圆盘模糊、高斯模糊 3 种模糊核。运动模糊, 角度为 125、长度为 20; 圆盘模糊, 尺寸为 9; 高斯模糊: 尺寸为 7×7、标准差为 3。选用的 3 副测试图像大小均为 256×256, 如图 1 所示。经过对参数的反复测试, 实验选用组的大小为 3, $p = 0.1$, 参数 $\lambda = 5$, $\omega = 0.5$, 相对误差 $\sigma = 1 \times 10^{-5}$ 。

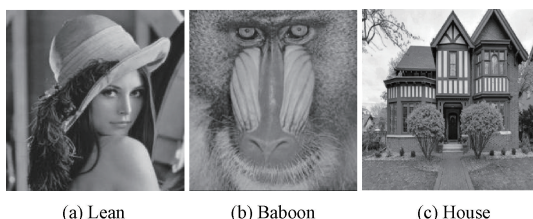


图 1 原始测试图像
Fig. 1 Original test images

4.2 实验结果分析

为了验证本文算法的复原效果情况, 实验分析过程主要通过客观性能和主观视觉效果来评判本模型的性能。借助峰值信噪比 (peak signal to noise ratio, PSNR) 和结构相似度 (structure similarity index measure, SSIM) 的客观指标来衡量^[17-20]。选取了高阶去模糊方法^[9]、混合高阶去模糊方法^[8]以及重叠组稀疏去模糊方法^[10]作为对照组, 对比验证方法为分别利用 3 种模糊核对 3 幅图像进行去模糊实验, 通过对比算法验证来评估所提算法的优越性。

1) 客观性能

表 1 为复原图像的 PSNR 值和 SSIM 值数据对比。由表 1 可知, 相比于其他 3 种算法, 本文算法能够获得最好的 PSNR 值和 SSIM 值。对于所有的测试图像, 所提算法的 PSNR 值大于 29.2 dB, 与其他 3 种算法相比, PSNR 值提高了 0~2 dB。同时, 其 SSIM 值也特别接近于 1, 均保持在 0.9 以上。图 2 所示为本文复原图像的 PSNR 和 SSIM 值的测试结果。由图可知, 随着迭代次数的增加, 相应的 PSNR 值和 SSIM 值也随之增大, 并最终分别趋于

一个收敛的稳定值, 约为 30 dB 和 1。虽然本模型为非凸性模型, 但经交替方向法的优化迭代求解, 最终能够实现非常好的收敛性。所提方法之所以能获得更好的恢复效果, 其原因是重叠组稀疏约束项和非凸性二阶 l_p 范数约束项具备非常好的边缘保持能力和纹理细节保留效果, 并且每次迭代求解过程中及时对参数进行了更新, 能够有效地抑制噪声信息对复原过程的影响, 保证了获得的数值更接近于真实信息。为了验证所提去模糊算法的计算效率, 选取了 Lean 图像的 3 种模糊形式, 并利用四种算法进行测试, 统计结果如表 2 所示。表 2 为不同算法下的去模糊效率对比。由表 2 可知, 文献[10]因其只使用了重叠组稀疏正则化来消除模糊, 使其效率最高, 平均耗时为 2.61 s。而所提算法虽然使用了二阶全变分模型, 但充分优化了全变分模型的求解过程, 使其也有较高的去模糊效率, 平均耗时为 3.68 s。而文献[9]使用了高阶全变分模型来实现去模糊, 增大了计算量, 使其耗时最高。文献[8]使用了混合高阶全变分模型来完成去模糊, 并借助分裂布雷格曼迭代策略来优化计算, 在一定程度上降低了计算量, 使其耗时低于文献[9], 平均耗时为 5.77 s。

表 1 去模糊效果对比

图像	模糊核	客观指标	文献[9]	文献[8]	文献[10]	本文
Lean	运动	PSNR	27.75	28.35	28.56	29.47
		SSIM	0.86	0.91	0.94	0.97
		PSNR	26.27	26.72	28.35	29.26
	高斯	SSIM	0.78	0.89	0.87	0.95
		PSNR	27.12	28.30	28.94	29.60
		SSIM	0.84	0.88	0.93	0.97
Baboon	圆盘	PSNR	28.03	28.57	29.24	30.11
		SSIM	0.89	0.92	0.96	0.98
		PSNR	26.90	27.53	28.80	29.26
	高斯	SSIM	0.77	0.83	0.85	0.90
		PSNR	27.63	27.92	28.38	29.37
		SSIM	0.86	0.83	0.89	0.93
House	运动	PSNR	29.38	30.02	30.40	30.55
		SSIM	0.87	0.94	0.95	0.96
		PSNR	27.17	28.45	28.68	29.24
	高斯	SSIM	0.78	0.87	0.90	0.94
		PSNR	28.77	29.51	29.32	30.12
		SSIM	0.85	0.90	0.93	0.97

表 2 不同算法的去模糊效率测试

图像	模糊核	时间	文献[9]	文献[8]	文献[10]	本文
Lean	运动	T/s	6.21	5.32	2.15	3.08
		T/s	7.92	6.17	3.01	4.66
		T/s	7.64	5.81	2.66	3.32

综上所述, 所提算法的效率虽然略低于文献[10],

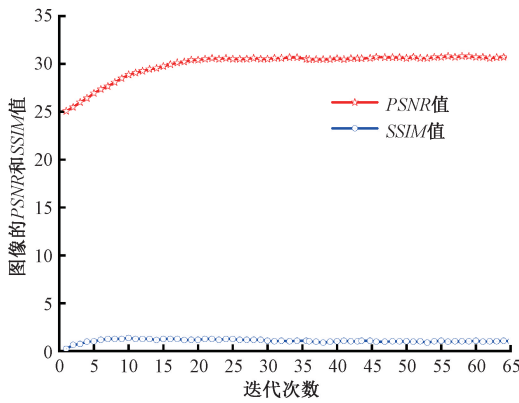


图2 PSNR 和 SSIM 的测试结果

Fig. 2 Test of PSNR and SSIM

但远高于文献[8-9]。而且本文所提算法的去模糊质量最高,显著优于文献[8-9]的3种方法。因此,从效率与效果两方面综合来看,所提算法的去模糊性能要优于其他3种技术。

2) 主观视觉效果

通过直观的视觉感官来验证本文去模糊算法的复原效果,现给出实验所得的图像复原情况。图3、4所示为不同算法的去模糊效果。由复原结果发现,文献[9]的去模糊质量最差,所输出的图像出现了较为严重的平滑现象,使其细节较为模糊,如图3(c)和(g)、4(c)和(g)所示。相对于文献[9]而言,文献[8]算法的去模糊效果有所提高,但其复原图像的边缘和纹理细节特征也出现了一定程度的模糊,如图3(b)和(f)、4(b)和(f)所示。相对于前两种去模糊算法,文献[10]具备较好的重构效果,其图像清晰度较高,纹理保持度较好,如图3(d)和(h)、4(d)和(h)所示。而所提算法具有最好的复原质量,其输出图像的边缘轮廓更为清晰,保持了更多的边缘信息和纹理细节信息,结果更接近于原始理想图像,如图3(e)和(i)、4(e)和(i)所示。原因是所提方法将重叠组稀疏正则项与非凸性二阶 l_p 范数正则项融入到全变分模型中,借助重叠组稀疏约束项较好地保留边缘,以及非凸性约束项能很好地保持形状信息,可准确地恢复边缘结构特征以及消除平滑区的阶梯效应和振铃效应,使得重建图像呈现出更好的闭合轮廓和齐整边缘。文献[10]的去模糊方法也采用了重叠组稀疏正则化,充分考虑了相邻元素之间相互交叉的关系,从而改善了重构效果,但其无法保持图像的边缘形状信息,在复原过程中,丢失了部分边缘信息。文献[8]算法借助混合高阶模型来完成去模糊,该方法只是借助高阶来削减平滑区域出现的阶梯效应,而没有对每个像素值进行必要的约束,且凸性模型也不能有效地恢复出边缘形状信息。而文献[9]则是通过单纯的高阶模型来实现去模糊,由于高阶扩散具有



图3 不同算法的去运动模糊效果

Fig. 3 Effect of different algorithms on motion blur removal

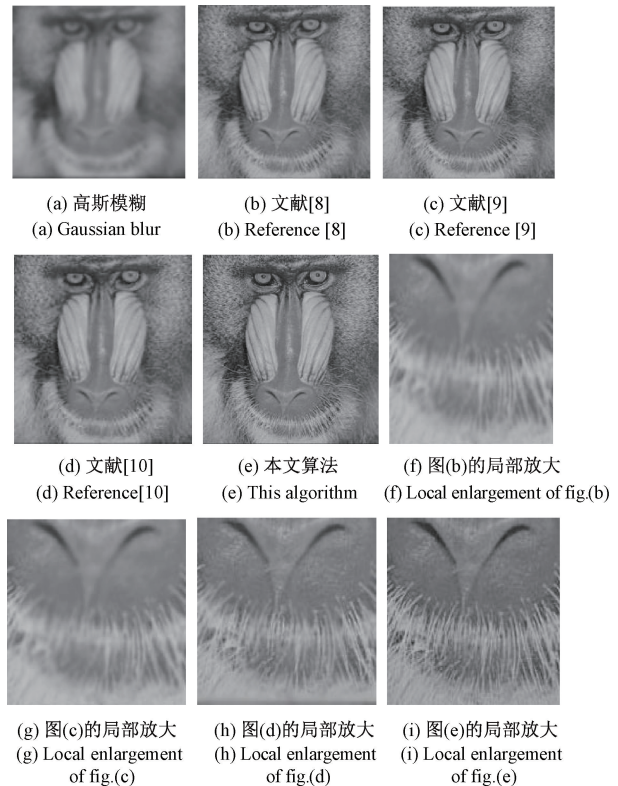


图4 不同算法的去高斯模糊效果

Fig. 4 Effect of different algorithms on Gaussian blur removal

各向同性,不利于保护边缘的缺点,会对图像的平滑区域进行错误的平滑处理,忽略了像素值的变化规律,并且还会将图像的边缘高阶扩散产生相应的制约,因此很容易产生过平滑现象,平滑掉了图像的细节信息,导致重构结果不理想,出现边缘严重模糊。因此,从视觉效果来看,所提算法具备较好的复原效果。

5 结 论

本文采用了混合非凸性二阶全变分结合重叠组稀疏的非盲图像去模糊方法。重叠组稀疏正则化项很好地考虑了相邻元素之间相互交叉的关系,而非凸性二阶 l_p 范数正则化项较好地保持了图像的边缘形状信息,可以准确地恢复边缘结构特征以及消除平滑区的阶梯效应和振铃效应。为了有效地实现混合非凸性问题的优化求解,本文利用重加权 l_1 交替方向法来完成图像去模糊的求解计算,并获得了稳定的收敛值。实验结果表明,相比于当前图像去模糊技术,本文算法具备更为优越的去模糊效果,重构目标表现出更高的 *PSNR* 和 *SSIM*,可以更有效地恢复图像的边缘形状内容和纹理细节。

参考文献

- [1] 周先春, 伍子锴, 石兰芳. 小波包与偏微分方程相结合的图像去噪方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(7): 61-67.
ZHOU X CH, WU Z K, SHI L F. Image denoising algorithm based on wavelet packet and partial differential equations [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(7): 61-67.
- [2] ZHOU L Y, TANG J X. Fraction-order total variation blind image restoration based on L1 norm [J]. Applied Mathematical Modelling, 2017, 51(7): 469-476.
- [3] MAHDI S H, MEMBER I, KONSTANTINOS N P. Convolutional deblurring for natural imaging [J]. Transaction on Image Processing, 2020, 29(9): 250-262.
- [4] 李俭兵, 马忍, 李丹阳. 基于 Tikhonov 和全变分正则化混合约束盲去模糊方法 [J]. 南京邮电大学学报(自然科学版), 2017, 36(3): 68-73.
LI J B, MA R, LI D Y. Blind deblurring method based on Tikhonov and total variation regularization [J]. Journal of Nanjing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2017, 36(3): 68-73.
- [5] LIU Y N, YANG X M, CHEN C N. Super-resolution image reconstruction based on fractional order total variation regularization [J]. Compute Science, 2016, 43(5): 274-278.
- [6] MOSLEH A. Explicit ringing removal in image deblurring [J]. Image Process, 2018, 27(2): 580-593.
- [7] PAN J S, HU Z, SU Z X. L0-regularized intensity and gradient prior for deblurring text images and beyond [J]. Pattern Anal, 2017, 39(2): 342-355.
- [8] 张素琦, 刘巧红, 李斌. 混合高阶全变差正则化的运动模型图像盲复原 [J]. 计算机应用研究, 2018, 33(8): 2530-2533.
ZHANG S Q, LIU Q H, LI B. Blind restoration of motion model image based on hybrid high order total variation regularization [J]. Computer Application Research, 2018, 33(8): 2530-2533.
- [9] LIU J, HUANG T Z, LV X G. High-order total variation based Poissonian image deconvolution with spatially adapted regularization parameter [J]. Applied Mathematical Modelling, 2017, 45(21): 516-529.
- [10] 王杰, 李胜光, 宋一帆. 图像去模糊的自适应交替方向乘子重叠组稀疏方法 [J]. 郑州大学学报(工学版), 2018, 17(5): 25-30.
WANG J, LI SH G, SONG Y F. Adaptive alternating direction multiplier overlap group sparse method for image deblurring [J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Edition), 2018, 17(5): 25-30.
- [11] ELVETUN O L, NIELSEN B F. The split Bregman algorithm applied to PDE-constrained optimization problems with total variation regularization [J]. Computational Optimization and Applications, 2016, 64(3): 699-724.
- [12] GOLDSTEIN T. The split bregman method for L1-regularized problems [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(2): 323-343.
- [13] 伊华伟. 基于可疑用户度量的鲁棒推荐方法研究 [D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2016: 22-32.
YI H W. Research on robust recommendation method based on suspicious user measurement [D]. Qinhuangdao: Yanshan University, 2016: 22-32.
- [14] CHEN P Y, SELESNICK I. Translation invariant shrinkage thresholding of group sparse signals [J]. Signal Process, 2014, 94(17): 476-489.
- [15] WANG Y, ZHOU G, ZHANG X. The non-convex sparse problem with nonnegative constraint for signal reconstruction [J]. Journal of Optimization Theory and Application, 2016, 170(3): 1009-1025.
- [16] YANG X M, XIANG Y Q, LIU Y N. Image deblurring method with fractional-order total variation and adaptive regularization parameters [J]. Advanced Engineering Sciences, 2018, 50(6): 205-211.
- [17] KUMAR A. Deblurring of motion blurred images using

histogram of oriented gradients and geometric moments[J].
Signal Processing: Image Communication, 2017,
55(3): 55-65.

- [18] SINGH K, VISHWAKARMA D K, WALIA G S. Blind image deblurring via gradient orientation-based clustered coupled sparse dictionaries [J]. Pattern Analysis and Applications, 2019, 22(2): 549-558.
- [19] 杨树财, 于松, 苏帅. 六通道球幕投影图像畸变校正及融合板设计[J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(9): 170-179.
YANG SH C, YU S, SU SH. Distortion correction of six-channel dome-screen projection image and design of fusion plate [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(9): 170-179.
- [20] 李真伟, 崔国忠, 郭从洲. 基于交替方向乘子法的图像盲复原[J]. 山东大学学报(工学版), 2017, 47(4): 14-18.
LI ZH W, CUI G ZH, GUO C ZH. Blind image restoration using alternating direction method of multipliers [J]. Journal of Shandong University (Engineering Edition), 2017, 47(4): 14-18.

作者简介



易开宇, 2001年于南昌大学获得学士学位, 2008年于武汉大学获得硕士学位, 现为宜春职业技术学院副教授, 主要研究方向为图像处理、计算机应用技术。

E-mail: yikaiyu@163.com

Yi Kaiyu received B. Sc. degree from Nanchang University in 2001, and received M. Sc. degree from Wuhan University in 2008. Now she is an associate professor at Yichun Vocational Technical College. Her main research interests include image processing and computer application technology.



戴贞明, 1984年于江西师范大学获得学士学位, 1989年于南昌大学获得硕士学位, 现为井冈山大学副教授, 主要研究方向为机器学习、图像处理。

E-mail: DaiZming1969js@163.com

Dai Zhenming received B. Sc. degree from Jiangxi Normal University in 1984, and M. Sc. degree from Nanchang University in 1989. Now he is a lecturer at Jinggangshan University. His main research interests include machine learning and image processing.