

基于全变分和暗像素双正则多通道图像盲复原

胡皓然, 刘辉*, 黄欢

昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650000

摘要 基于单一全变分正则的多通道图像盲复原算法容易使复原图像产生振铃效应、丢失高频细节信息。针对这个问题, 利用模糊图像暗像素的非稀疏性, 提出一种基于全变分和暗像素的多通道图像盲复原算法。针对全变分和暗像素双正则模型求解难的问题, 使用分裂 Bregman 优化算法确保结果收敛, 将全局问题分解为独立的子问题, 通过交替迭代图像和点扩展函数复原出目标图像。实验结果表明, 所提算法能够有效去除图像模糊, 抑制振铃效应, 复原出高质量的清晰图像。与采用单一全变分正则项的算法相比, 所提算法的峰值信噪比提高了 0.12 dB~5.86 dB, 结构相似度提高了 0.014~0.125。

关键词 图像处理; 图像盲复原; 多通道; 暗像素; 双正则模型; 分裂 Bregman

中图分类号 TP391 文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.241016

Blind Restoration of Multi-Channel Images Based on Total Variation and Dark Pixels

Hu Haoran, Liu Hui*, Huang Huan

Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology,
Kunming, Yunnan 650000, China

Abstract A multi-channel image blind restoration algorithm based on single total variation regularity can cause a ringing effect and loss high-frequency information in restored images. To solve this problem, a multi-channel image blind restoration algorithm based on total variation and dark pixels is proposed using the non-sparseness of dark pixels in blurred images. Solving the problem of total variation and dark pixel double regularization model is difficult. To address the difficult problem, the split Bregman optimization algorithm is used to ensure convergence of the results, the global problem is decomposed into independent sub-problems, and the image and point spread function are solved alternately to restore the target images. The experimental results demonstrate that the proposed algorithm can effectively remove image blurring, suppress ringing effects, and restore high-quality clear images. Compared to an algorithm with the total variation regular term, the peak signal-to-noise ratio of the proposed algorithm improves by 0.12 dB~5.86 dB, and the structural similarity improves by 0.014~0.125.

Key words image processing; blind image restoration; multi-channel; dark pixel; double regular model; split Bregman

OCIS codes 100.1455; 100.3010

1 引言

在获取过程中, 由于外界影响(大气湍流, 光学系统像差、离焦, 成像设备与被摄物体之间存在相对运动), 图像会不可避免地降质。在数学上, 图像的降质过程可以理解为清晰图像和点扩展函数(PSF)

的卷积结果, 即 $g = h * u + n$, 其中, $*$ 表示卷积, g 表示模糊图像, h 表示点扩展函数, u 表示清晰图像, n 表示加性噪声。

若仅通过模糊图像同时反解出 PSF 和目标图像, 则该过程称为图像盲去卷积。根据退化模型的特点, 图像盲去卷积通常分为三种类型, 即空间不变

收稿日期: 2020-04-07; 修回日期: 2020-05-10; 录用日期: 2020-06-24

基金项目: 国家自然科学基金(11873027)

* E-mail: liuhui@ynao.ac.cn

单通道盲去卷积(SCBD)、空间不变多通道盲去卷积(MCBD)及空间变化盲去卷积^[1]。由于PSF空间变化复杂,目前关于空间变化盲去卷积算法的研究较少。随着技术的发展,可通过一部成像设备获取在同一场景不同扰动下的多帧退化图像,对这类图像的复原属于MCBD。与SCBD相比,在多通道下,由于帧间互补信息的存在,同一场景的多帧退化图像能比单帧退化图像提供更丰富的空时域信息,有效弱化图像在复原过程中的欠定性^[2-3],提高图像复原精度。Sroubek等^[4-5]利用多通道互相限制原则估计通道间任意退化PSF,在最小方均误差原则下对图像进行重建,但该方法对噪声不具有鲁棒性。后来该方法被其他人应用在MCBD中作为PSF的正则项^[6],并对其进行了一些改进,使其能克服低噪声的干扰,最终取得了良好的图像复原效果。但复原图像容易出现振铃效应,这个问题可通过使用合适的图像正则项来改善。

近年来,图像正则化技术的进展促进了图像复原方法的成功。2006年,Fergus等^[7-8]使用高斯混合模型、hyper-Laplacian分布去近似模糊图像边缘的严重拖尾分布,并在最大后验概率的框架下,联合求解PSF和原始目标图像。但Levin等^[9]指出上述方法会使最后解出的图像更偏向于模糊图像而不是清晰图像。于是人们通过研究新的图像先验来解决这个问题,如王灿等^[10]将稀疏比值先验 l_1/l_2 和高低阶全变分(TV)正则化模型结合,有效复原了运动模糊图像;苏畅等^[11]提出了一种基于能量约束的自适应加权图像盲复原算法,该算法能有效去除高斯模糊,复原图像细节;朱婉霞等^[12]通过结合非线性扩散项有效复原了运动模糊的彩色图像;许泽海等^[13]提出一种重加权TV结合hyper-Laplacian的图像盲复原方法,该方法能准确地估计PSF,并有效抑制图像振铃;2016年,Pan等^[14]将图像去雾算法中的暗通道先验应用于图像去模糊领域,有效复原了自然模糊图像。近期研究发现,将暗像素先验作为约束条件应用于图像去模糊^[15]时,能得到高质量清晰图像。

本文在基于TV正则化思想的空间不变多通道盲复原算法复原图像的基础上,进一步研究图像暗像素先验对图像去模糊的优势,将TV正则和暗像素正则的线性组合作为正则项,强制复原目标图像趋向清晰,有效减弱了复原图像的振铃效应,并运用分裂Bregman算法迭代求解目标图像。实验结果表明,与单一使用TV正则项相比,所提算法得到的

复原图像具有更丰富的高频细节,视觉效果和客观评价均有所提升。

2 估计目标图像和PSF

2.1 多通道图像退化模型

假设图像在成像过程中空间线性不变,噪声主要为加性噪声,则多通道图像退化模型可以表示为

$$\mathbf{g}_k = \mathbf{h}_k * \mathbf{u} + \mathbf{n}_k, \quad (1)$$

式中: $1 \leq k \leq K$, K 为用于复原目标图像所取的总帧数。(1)式的频域形式为 $\mathbf{G}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{U} + \mathbf{N}_k$, \mathbf{G}_k , \mathbf{H}_k , \mathbf{U} , \mathbf{N}_k 分别表示 \mathbf{g}_k , \mathbf{h}_k , \mathbf{u} , \mathbf{n}_k 的傅里叶变换。

2.2 图像正则化模型

为了减弱图像复原过程的病态性,通过将目标图像和PSF的先验知识作为约束条件来建立模型,所构造的正则化能量函数为

$$E(\mathbf{u}, \mathbf{h}_1, \dots, \mathbf{h}_k) =$$

$$F(\mathbf{u}, \{\mathbf{h}_k\}) + \lambda_1 J(\mathbf{u}) + \lambda_2 R(\{\mathbf{h}_k\}), \quad (2)$$

式中: $F(\mathbf{u}, \{\mathbf{h}_k\})$ 为数据保真项; $J(\mathbf{u})$ 为图像正则项; $R(\{\mathbf{h}_k\})$ 为模糊核正则项; λ_1, λ_2 为惩罚项,用于平衡保真项和正则项。结合(1)式, $F(\mathbf{u}, \{\mathbf{h}_k\}) = \frac{\gamma}{2} \sum_{k=1}^K \|\mathbf{u} * \mathbf{h}_k - \mathbf{g}_k\|^2$,用于保证目标图像和观测图像内容上的相似性,参数 γ 为非负正则化参数, $\|\cdot\|^2$ 表示 L_2 范数。图像的正则项 $J(\mathbf{u})$ 有多种选择,由于对图像边缘强大的保护能力,TV正则应用普遍,但其因为内在局限,模型在保护图像边缘时容易出现振铃效应^[16],使图像边缘丢失高频细节信息。而暗像素正则项可以复原出目标图像更多的纹理细节^[15,17],并能在一定程度上抑制振铃,因此取TV正则项和暗像素正则项的线性组合模型作为正则项,即 $\lambda_1 J(\mathbf{u}) = \alpha G(\mathbf{u}) + \beta D(\mathbf{u})$,其中 $G(\mathbf{u})$ 为TV正则项, $D(\mathbf{u})$ 为暗像素正则项, α, β 均为非负正则化参数。

选择各向同性TV模型,该模型为图像梯度量级的 L_1 范数,其在频域中的向量矩阵形式为

$$G(\mathbf{u}) = \sum_i \sqrt{(\mathbf{D}_x \mathbf{u})_i^2 + (\mathbf{D}_y \mathbf{u})_i^2}, \quad (3)$$

式中: \mathbf{D}_x 和 \mathbf{D}_y 分别为图像沿水平和垂直方向的导数矩阵。

He等^[18]在图像去雾算法中提出了暗通道先验。由文献^[17]可知,任意图像 \mathbf{u} 的暗通道定义为

$$\mathbf{u}^{\text{dark}}(i) = \min_{z \in N(i)} \min_{c \in \{r, g, b\}} \mathbf{u}^c(z), \quad (4)$$

式中: i, z 均为像素位置; $N(i)$ 为以 i 为中心的图像块; \mathbf{u}^c 为某一个颜色通道; $\min_{c \in \{r, g, b\}} \mathbf{u}^c(z)$ 为彩色图像

三个通道的最小像素值,若 \mathbf{u} 是灰度图像,则 $\min_{c \in \{r, g, b\}} \mathbf{u}^c(z) = \mathbf{u}(z)$; $\mathbf{u}^{\text{dark}}(i)$ 为一个图像块中的最小像素值,暗像素即为暗通道像素值。Pan 等^[14]指出,相比于模糊图像,清晰图像拥有更多暗像素值为 0 的像素点,可以通过约束模糊图像的非 0 暗像素点实现图像去模糊的过程。

由(1)式可知,图像降质过程由卷积进行描述,而卷积操作可以看作是图像 \mathbf{u} 局部权重线性组合的和,所以卷积会增加图像暗像素值。所以在图像块中,模糊图暗像素值的加权和一定大于

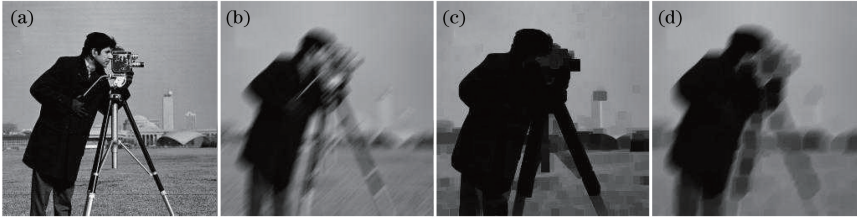


图 1 清晰图像和模糊图像的暗像素稀疏性对比。(a)清晰图;(b)模糊图;(c)图(a)的暗通道图像;(d)图(b)的暗通道图像
Fig. 1 Comparison of dark pixel sparseness between blurred image and clear image. (a) Clear image; (b) blurred image; (c) dark channel image of Fig. 1(a); (d) dark channel image of Fig. 1(b)

Esser^[19]介绍了当目标函数基于 L_1 范数和 L_2 范数平方和时,分裂 Bregman 算法能高效迭代求解目标函数。在数学上, L_1 范数是 L_0 范数的最优凸近似,结合文献[14]所提出的暗像素先验,使用 L_1 范数度量图像暗像素值的大小,得到暗像素正则项 $D(\mathbf{u})$:

$$D(\mathbf{u}) = \|\mathbf{u}^{\text{dark}}(i)\|_1. \quad (5)$$

综上,将保真项 $F(\mathbf{u}, \{\mathbf{h}_k\})$ 、TV 正则项 $G(\mathbf{u})$ 、暗像素正则项 $D(\mathbf{u})$ 代入(2)式,得到图像的频域最小化模型:

$$\min_{\mathbf{u}} \frac{\gamma}{2} \|\mathbf{H}\mathbf{u} - \mathbf{g}\|^2 + \alpha G(\mathbf{u}) + \beta D(\mathbf{u}). \quad (6)$$

2.3 预测 PSF

通过观测到的模糊图像之间的相关矩阵估计初始 PSF。当无噪声时,不同通道间的模糊图像满足^[6]

$$\mathbf{g}_m * \hat{\mathbf{h}}_l - \mathbf{g}_l * \hat{\mathbf{h}}_m = \mathbf{h}_m * \mathbf{u} * \hat{\mathbf{h}}_l - \mathbf{h}_l * \mathbf{u} * \hat{\mathbf{h}}_m = \mathbf{0}, \quad (7)$$

式中: $\hat{\mathbf{h}}_l, \hat{\mathbf{h}}_m$ 为不同通道 PSF 的估计值; m, l 均为图像通道,其中, $1 \leq m < l \leq K_c$; \mathbf{g}_m 和 \mathbf{g}_l 分别为清晰图像 \mathbf{u} 经 \mathbf{h}_m 和 \mathbf{h}_l 退化矩阵得到的模糊图像。(7)式表示通道间模糊图像进一步互退化的结果趋于一致。

以任意两帧模糊图像为例,若无噪声,两退化图

清晰图暗像素值的加权和^[14-15],通过最小化模糊图的暗像素值来强制复原图像远离模糊趋向清晰。

图 1 表示当图像块大小为 $10 \text{ pixel} \times 10 \text{ pixel}$ 时,模糊图像和清晰图像的暗像素稀疏性对比。可以看出:模糊图的暗像素是非稀疏的;模糊图像边缘的梯度变化减弱,且图像边缘暗像素值变大;而清晰图像的暗像素信息一般与显著边缘信息重合。所以添加暗像素先验复原的图像能还原出更多有用的边缘信息,并抑制振铃效应。

像之差等于零,(7)式在频域中的矩阵形式为 $[\mathbf{G}_2, -\mathbf{G}_1] \mathbf{h} = \mathbf{0}$ 。若噪声满足高斯分布,则 $[\mathbf{G}_2, -\mathbf{G}_1] \mathbf{h} \sim N(0, \sigma^2)$,其中, $\mathbf{h} = [\mathbf{h}_1^T, \mathbf{h}_2^T]^T$ 。

用任意两帧模糊图构造对称正定矩阵 \mathbf{R}_Δ , $\mathbf{R}_\Delta = [\Delta \mathbf{G}_2, -\Delta \mathbf{G}_1]^T [\Delta \mathbf{G}_2, -\Delta \mathbf{G}_1]$ 。 \mathbf{R}_Δ 矩阵的本质是多帧图像之间的相关性,其中 Δ 为拉普拉斯变

$$\text{换核,取 } \Delta = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}.$$

令 $\mathbf{G} = [\mathbf{G}_2, -\mathbf{G}_1]$,若无噪声,则有 $\mathbf{G}\mathbf{h} = \mathbf{0}$,所以 $\mathbf{G}^T \mathbf{G}\mathbf{h} = \mathbf{0}$,综上, $\mathbf{R}_\Delta \mathbf{h} = \mathbf{0}$ 。由向量零空间知识可知,PSF 的估计值 $\hat{\mathbf{h}}_l$ 在矩阵 \mathbf{R}_Δ 的零空间中。由于矩阵 \mathbf{R}_Δ 的频谱在最小特征值 λ_{\min} 处保留了最小拐点^[6],所以矩阵 \mathbf{R}_Δ 的最小特征值 λ_{\min} 对应的特征向量即为 PSF $\hat{\mathbf{h}}_k$ 的估计值,即 $(\mathbf{R}_\Delta - \lambda_{\min} \mathbf{I}) \mathbf{h} = \mathbf{0}$,所以通过构建矩阵 \mathbf{R}_Δ 可以求解 PSF^[3,20]。

2.4 PSF 正则化模型

根据相关特性,对 PSF 施加约束,使用 \mathbf{R}_Δ 矩阵二次型作为 PSF 的正则项^[6],并对 PSF 添加非负约束,则 PSF 的正则项 $R(\{\hat{\mathbf{h}}_k\})$ 可以表示为

$$R(\mathbf{h}) = \frac{\delta}{2} \mathbf{h}^T \mathbf{R}_\Delta \mathbf{h} + \psi(\mathbf{h}), \quad (8)$$

式中: $\psi(\mathbf{h}) = \sum_{k=1}^K \sum_{i'=1}^{\hat{L}} \psi[\mathbf{h}_k(i')]$, \hat{L} 为 PSF 大小的估

计值, $\phi(\mathbf{h})$ 保证了模糊核 $\hat{\mathbf{h}}_k$ 的正定性; δ 为非负正则化参数。

所以 PSF 的频域最小化模型为

$$\min_{\mathbf{h}} \frac{\gamma}{2} \|\mathbf{U}\mathbf{h} - \mathbf{g}\|^2 + \frac{\delta}{2} \mathbf{h}^T \mathbf{R}_\Delta \mathbf{h} + \phi(\mathbf{h}). \quad (9)$$

3 基于分裂 Bregman 多通道图像盲复原算法

3.1 图像最小化模型求解

由于图像复原模型中同时含有 L_1 和 L_2 正则项, 所以使用分裂 Bregman 迭代方法解决 L_1 正则项的优化问题^[21]。通过引入三个辅助变量 $\mathbf{V}_x, \mathbf{V}_y, \mathbf{V}_d$ 来建立三个额外约束, 即 $\mathbf{V}_x = \mathbf{D}_x \mathbf{u}, \mathbf{V}_y = \mathbf{D}_y \mathbf{u}, \mathbf{V}_d = \mathbf{D}(\mathbf{u})$, 对(6)式的变量进行分离求解, 得到增广拉格朗日最小化模型为

$$\begin{aligned} L_u(\mathbf{u}, \mathbf{V}_x, \mathbf{V}_y, \mathbf{V}_d) = & \min_{\mathbf{u}, \mathbf{V}_x, \mathbf{V}_y, \mathbf{V}_d} \frac{\gamma}{2} \|\mathbf{H}\mathbf{u} - \mathbf{g}\|^2 + \\ & \frac{\alpha}{2} \|\mathbf{D}_x \mathbf{u} - \mathbf{V}_x - \mathbf{a}_x\|^2 + \frac{\alpha}{2} \|\mathbf{D}_y \mathbf{u} - \mathbf{V}_y - \mathbf{a}_y\|^2 + \\ & \frac{\beta}{2} \|D(\mathbf{u}) - \mathbf{V}_d - \mathbf{a}_d\|^2 + \\ & \sum_i \sqrt{[\mathbf{V}_x]_i^2 + [\mathbf{V}_y]_i^2} + \mathbf{V}_d, \end{aligned} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{a}_x, \mathbf{a}_y, \mathbf{a}_d$ 均为 Bregman 迭代参数。固定 $\mathbf{V}_x, \mathbf{V}_y, \mathbf{V}_d$, 求解 \mathbf{u} , 可得

$$\mathbf{u} = \frac{\mathbf{H}^T \mathbf{g} + \frac{\alpha}{\gamma} (\mathbf{D}_x^T \mathbf{V}_x + \mathbf{D}_y^T \mathbf{V}_y) + \frac{\beta}{\gamma} (\mathbf{V}_d + \mathbf{a}_d)}{\mathbf{H}^T \mathbf{H} + \frac{\alpha}{\gamma} (\mathbf{D}_x^T \mathbf{D}_x + \mathbf{D}_y^T \mathbf{D}_y) + \frac{\beta}{\gamma} \mathbf{I}}. \quad (11)$$

式中: \mathbf{I} 为单位矩阵。固定 \mathbf{u} , 用阈值收缩法更新 $\mathbf{V}_x, \mathbf{V}_y, \mathbf{V}_d$, 得

$$\begin{cases} [\mathbf{V}_x^{j+1}]_i = \frac{[\mathbf{D}_x \mathbf{u}^{j+1} - \mathbf{a}_x^j]_i}{[s]_i} \cdot \max([s]_i - \frac{1}{\alpha}, 0) \\ [\mathbf{V}_y^{j+1}]_i = \frac{[\mathbf{D}_y \mathbf{u}^{j+1} - \mathbf{a}_y^j]_i}{[s]_i} \cdot \max([s]_i - \frac{1}{\alpha}, 0) \\ [\mathbf{V}_d^{j+1}]_i = \text{sign}[D(\mathbf{u}^{j+1}) - \mathbf{a}_d^j]_i \cdot \\ \max(|D(\mathbf{u}^{j+1}) - \mathbf{a}_d^j|_i - \frac{1}{\beta}, 0) \end{cases}, \quad (12)$$

其中,

$$[s]_i = \sqrt{[\mathbf{D}_x \mathbf{u}^{j+1} - \mathbf{a}_x^j]_i^2 + [\mathbf{D}_y \mathbf{u}^{j+1} - \mathbf{a}_y^j]_i^2}, \quad (13)$$

式中: j 为迭代次数。

更新辅助变量 $\mathbf{a}_x, \mathbf{a}_y, \mathbf{a}_d$, 得

$$\begin{cases} \mathbf{a}_x^{j+1} = \mathbf{a}_x^j - \mathbf{D}_x \mathbf{u}^{j+1} + \mathbf{V}_x^{j+1} \\ \mathbf{a}_y^{j+1} = \mathbf{a}_y^j - \mathbf{D}_y \mathbf{u}^{j+1} + \mathbf{V}_y^{j+1} \\ \mathbf{a}_d^{j+1} = \mathbf{a}_d^j - \mathbf{D}_d \mathbf{u}^{j+1} + \mathbf{V}_d^{j+1} \end{cases}. \quad (14)$$

目标图像估计流程如图 2 所示。

-
- 1) inputs: blurred images $\{\mathbf{g}_k\}$, initialization PSF $\hat{\mathbf{h}}_k^0$, parameters $\mathbf{V}_x, \mathbf{V}_y, \mathbf{V}_d, \mathbf{a}_x, \mathbf{a}_y, \mathbf{a}_d$, number of iterations j
 - 2) initialization: set $j = 0$ and $\mathbf{V}_x^0 = \mathbf{V}_y^0 = \mathbf{V}_d^0 = \mathbf{a}_x^0 = \mathbf{a}_y^0 = \mathbf{a}_d^0 = \mathbf{0}$
 - 3) steps: while $j \leq \max$ iter do
 - solve \mathbf{u} by formula(11);
 - update parameters by formulas(12)–(14);
 - $j = j + 1$;
 - end while
 - 4) output: target image $\hat{\mathbf{u}}$
-

图 2 目标图像估计流程

Fig. 2 Target image estimation process

3.2 PSF 最小化模型求解

使用分裂 Bregman 迭代方法求解模糊核的最小化模型, 引入辅助变量 \mathbf{w} , 建立约束 $\mathbf{w} = \mathbf{h}$, (9)式变为

$$\min_{\mathbf{h}, \mathbf{w}} \frac{\gamma}{2} \|\mathbf{U}\mathbf{h} - \mathbf{g}\|^2 + \frac{\delta}{2} \mathbf{h}^T \mathbf{R}_\Delta \mathbf{h} + \phi(\mathbf{w}). \quad (15)$$

由(15)式可得

$$\begin{aligned} L_h(\mathbf{h}, \mathbf{w}) = & \frac{\gamma}{2} \|\mathbf{U}\mathbf{h} - \mathbf{g}\|^2 + \frac{\delta}{2} \mathbf{h}^T \mathbf{R}_\Delta \mathbf{h} + \\ & \phi(\mathbf{w}) + \frac{\beta}{2} \|\mathbf{h} - \mathbf{w} - \mathbf{b}\|^2, \end{aligned} \quad (16)$$

式中: \mathbf{b} 为 Bregman 迭代参数。固定参数 \mathbf{w} , 求解 \mathbf{h} , 得

$$\mathbf{h} = \frac{\mathbf{U}^T \mathbf{g} + \frac{\beta}{\gamma} (\mathbf{w} + \mathbf{b})}{\mathbf{U}^T \mathbf{U} + \frac{\delta}{\gamma} \mathbf{R}_\Delta + \frac{\beta}{\gamma} \mathbf{I}}. \quad (17)$$

使用阈值收缩法更新参数 \mathbf{w} :

$$[\mathbf{w}^{j+1}]_i = \max\left\{[\mathbf{h}^{j+1} - \mathbf{b}^j]_i - \frac{1}{\beta}, 0\right\}. \quad (18)$$

更新引入的新变量 \mathbf{b} :

$$\mathbf{b}^{j+1} = \mathbf{b}^j - \mathbf{h}^{j+1} + \mathbf{w}^{j+1}. \quad (19)$$

PSF 估计算法流程如图 3 所示。

3.3 MCBD 算法流程

对目标图像和 PSF 之间的迭代过程进行描述, MCBD 复原算法流程如图 4 所示。

```

1) inputs: restored image  $\mathbf{u}$ , blurred images  $\{\mathbf{g}_k\}$ , parameters  $\mathbf{w}, \mathbf{b}$ , number of iterations  $j$ 
2) initialization: set  $j = 0, \mathbf{w}^0 = \mathbf{b}^0 = \mathbf{0}$ 
3) steps: while  $j \leq \max \text{ iter}$  do:
    solve  $\mathbf{h}$  by formula(17);
    update parameters by formulas(18) and (19);
     $j = j + 1$ ;
end while
4) output: restored PSF  $\hat{\mathbf{h}}_k$ 
    
```

图 3 PSF 估计算法流程

Fig. 3 Flowchart of PSF estimation algorithm

```

1) inputs: restored image  $\mathbf{u}$ , blurred images  $\{\mathbf{g}_k\}$ , parameters  $\alpha, \beta, \delta, \gamma$ , number of iterations  $j$ 
2) initialization: set  $j = 0, \hat{\mathbf{u}}^0 = \mathbf{0}, \hat{\mathbf{h}}_k^0$  is delta functions
3) calculate  $\mathbf{R}_A$ 
4) while  $\frac{\|\hat{\mathbf{h}}^j - \hat{\mathbf{h}}^{j+1}\|}{\|\hat{\mathbf{h}}^j\|} \geq \text{tol}$ :
     $\hat{\mathbf{u}}^{j+1} = \mathbf{u} - \text{step}(\hat{\mathbf{u}}^j, \hat{\mathbf{h}}^j)$ ;
     $\hat{\mathbf{h}}^{j+1} = \mathbf{h} - \text{step}(\hat{\mathbf{u}}^{j+1}, \hat{\mathbf{h}}^j)$ ;
     $j = j + 1$ ;
5) outputs: restored image  $\hat{\mathbf{u}}$ , restored PSF  $\hat{\mathbf{h}}_k$ 
    
```

图 4 MCB D 算法流程

Fig. 4 Flowchart of MCB D algorithm

所提算法的相关参数设置如下。相关正则化参数设置为 $\alpha = 10^{-3} \gamma, \beta = 0.4, \gamma = 1$, 迭代次数为 10。在 PSF 的复原过程中, 正则化参数设置为 $\beta = 10^4 \gamma, \delta = 10^3 \gamma, \gamma = 1$, 当待复原的图像信噪比较高时, 设

定 $\delta = 10^2 \gamma$, 图像复原效果更好, 迭代次数为 10。在图 4 中, tol 为迭代终止条件, 设置为 10^{-3} 。

4 实验结果与分析

为了证明所提算法的有效性, 进行了对比性实验。采用结构相似性 (SSIM) 和峰值信噪比 (PSNR) 两种客观评价指标评价复原图像的质量, 其值越大, 表示复原图像的质量越好, 并辅以主观视觉效果对图像的复原质量进行评测。

4.1 模拟模糊图像复原实验

文献[22]提供了 4 张 $800 \text{ pixel} \times 800 \text{ pixel} \times 3$ 大小的标准测试图像和 12 种不同类型的 PSF, 由此可以模拟生成 48 张模糊图像。本文对部分模拟模糊图像进行了复原, 并对文献[6]提出的算法、文献[23]提出的算法、所提算法进行比较, 使用 SSIM 和 PSNR 对图像复原结果进行评价。由于篇幅原因, 这里只选取两组对比较明显的实验结果进行展示。图 5 为从文献[22]“church”数据集中选取的三帧模糊图及不同算法的复原结果。可以发现: 图 5(c) 整体上振铃瑕疵较为严重, 特别是在旗子和椅子的边缘部分; 与之相比, 文献[23]提出的算法的复原结果在整体上振铃较弱, 且高频细节丰富, 能清晰地分辨椅子边缘; 所提算法因为添加了暗像素先验, 能够有效避免振铃效应且能保持复原结果的清晰, 可以看出旗子上的五角星轮廓更锐化, 复原的图像在视觉上更加鲜明, 整体上提升了图像的视觉效果。

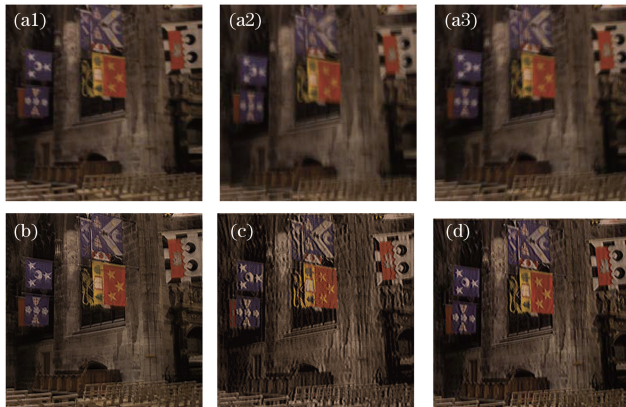


图 5 “church”模糊图像及复原结果。(a1)~(a3)模糊图像;(b)文献[23]算法;(c)文献[6]算法;(d)所提算法
Fig. 5 “church” blurred images and restoration results. (a1)–(a3) Blurred images; (b) algorithm in Ref. [23]; (c) algorithm in Ref. [6]; (d) proposed algorithm

图 6 为从文献[22]“clock”图像数据中选取的三帧模糊图像及不同算法复原的结果。可以看出: 文献[23]算法得到的复原结果不理想, 复原图整体偏模糊; 从图 6(c)复原图看出, 仅仅使用 TV 函数

作为正则项会使复原图像的指针和数字出现不存在的错误边缘; 而所提算法添加暗像素正则项后, 指针和表盘边缘更鲜明, 振铃效应减弱, 且数字和字母周围也没有假边缘出现。表 1 展示了图 5 和图 6 两组

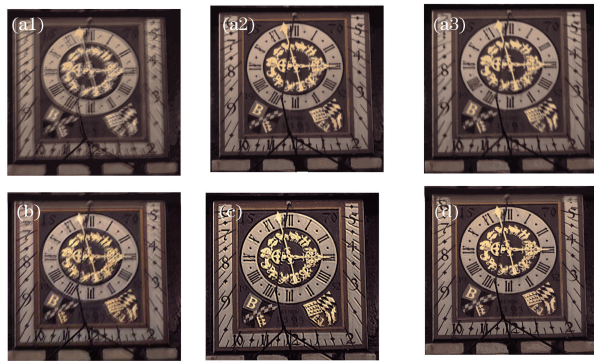


图 6 “clock”模糊图像及复原结果。(a1)~(a3)模糊图像;(b)文献[23]算法;(c)文献[6]算法;(d)所提算法
Fig. 6 “clock” blurred images and restoration results. (a1)–(a3) Blurred images; (b) algorithm in Ref. [23]; (c) algorithm in Ref. [6]; (d) proposed algorithm

表 1 复原图像评价指标对比

Table 1 Comparison of evaluation indexes of restored images

Picture	Algorithm in Ref. [23]		Algorithm in Ref. [6]		Proposed algorithm	
	SSIM	PSNR /dB	SSIM	PSNR /dB	SSIM	PSNR /dB
“church”	0.7492	26.3744	0.6284	24.4055	0.6988	25.6721
“clock”	0.6286	20.8001	0.5535	20.1290	0.6517	22.0581

实验的数值评价结果,可以看出,相比于文献[6]算法,所提算法的 PSNR 提高了 2 dB 左右,SSIM 提高了 0.1 左右。

文献[24]提供了 80 张标准测试图像及 8 种类型的 PSF,由此得到 640 张模糊图像,这里只展示两组效果较为明显的对比实验。图 7 为建筑模糊图像及其复原结果的对比,可以看出:与图 7(c)、(d)相比,

图 7(b)视觉上较模糊,且边缘更加平滑;图 7(d)背景中的云朵、树枝、建筑的线条流畅清晰,能较好地保持图像边缘细节。为了更清晰地对比不同复原方法对细节的处理,在每张复原结果中取相同位置进行局部放大处理,对比发现:图 7(b)最模糊;而图 7(c)的建筑体边缘出现了较明显的振铃;图 7(d)中的建筑体边缘振铃现象明显减弱,屋檐轮廓清晰、层次分明。

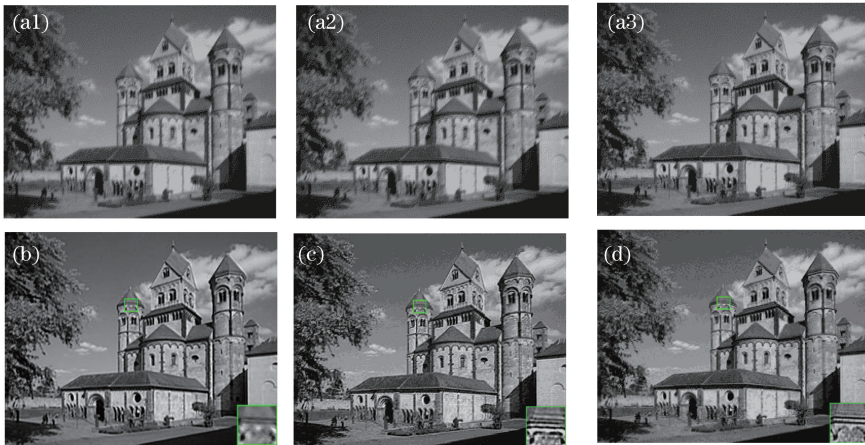


图 7 “architectural”模糊图像及其复原结果。(a1)~(a3)模糊图像;(b)文献[23]算法;(c)文献[6]算法;(d)所提算法
Fig. 7 “architectural” blurred images and restoration results. (a1)–(a3) Blurred images; (b) algorithm in Ref. [23]; (c) algorithm in Ref. [6]; (d) proposed algorithm

图 8(a1)~(a3)为文献[24]提供的模糊图像,可以看出:文献[23]算法的复原图在视觉上最模糊,且振铃效应明显,桥墩细节特点不清晰;图 8(c)、(d)两图区别不明显。但是从放大图像可以发现,

图 8(c)桥墩出现了假边缘,而图 8(d)桥墩的边缘振铃有所减弱,轮廓更加清晰。表 2 展示了图 7 和图 8 两组实验的数值评价结果。

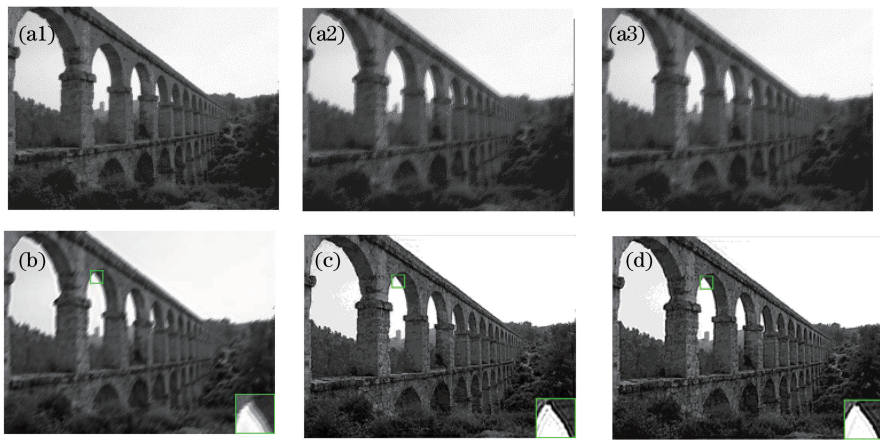


图 8 “bridge”模糊图像及其复原结果。(a1)~(a3)模糊图像;(b)文献[23]算法;(c)文献[6]算法;(d)所提算法
Fig. 8 “bridge” blurred images and restoration results. (a1)–(a3) Blurred images; (b) algorithm in Ref. [23];
(c) algorithm in Ref. [6]; (d) proposed algorithm

表 2 复原图像评价指标对比

Table 2 Comparison of evaluation indexes of restored images

Picture	Algorithm in Ref. [23]		Algorithm in Ref. [6]		Proposed algorithm	
	SSIM	PSNR /dB	SSIM	PSNR /dB	SSIM	PSNR /dB
“architectural”	0.6158	25.6843	0.5592	25.1919	0.5706	31.0540
“bridge”	0.7718	27.8574	0.6073	28.1760	0.6090	28.3548

4.2 真实模糊图像复原实验

图 9、10 分别为文献[6]提供的真实模糊图像及其复原结果。从图 9 可以发现,图 9(b)复原图的振铃效应弱且图像清晰。对文献[6]算法的复原结果

与所提算法的复原结果进行对比,文献[6]算法的复原结果中振铃明显,从局部细节图也能看出,文献[6]算法不能很好地处理细节边缘,而所提算法复原的图像中书包边缘轮廓都是比较清晰的。

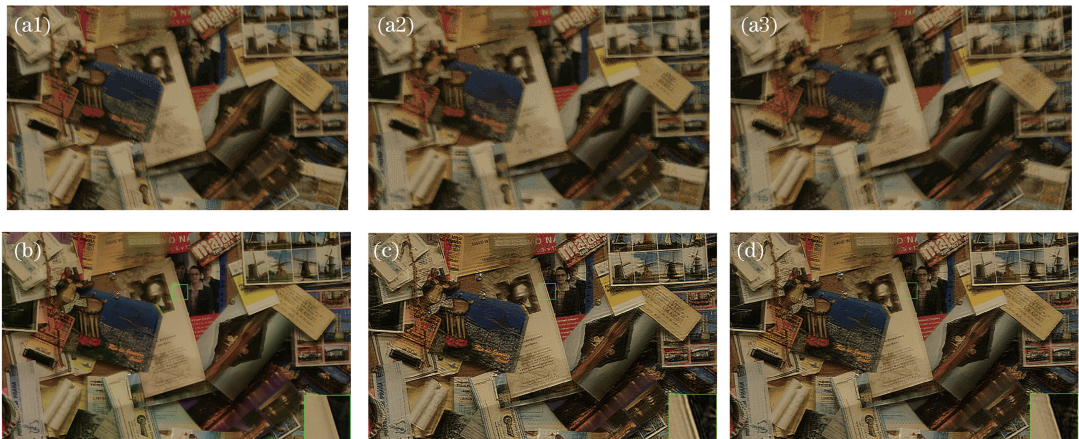


图 9 真实模糊图像及其复原结果。(a1)~(a3)模糊图像;(b)文献[23]算法;(c)文献[6]算法;(d)所提算法
Fig. 9 Real blurred images and restoration results. (a1)–(a3) Blurred images; (b) algorithm in Ref. [23];
(c) algorithm in Ref. [6]; (d) proposed algorithm

图 10(a1)、(a2)为进行复原的模糊图像,可以看出:文献[23]算法复原的文本模糊图像边缘过于平滑模糊,不能很好地保持图形边缘细节;文献[6]算法的复原图形中线条出现了伪影与断裂;而所提算法的复原图形中线条振铃效应较弱,复原图形的轮廓和纹路更加干净、清晰。

5 结 论

提出了一种基于暗像素先验和 TV 函数双正则模型的多通道图像盲复原算法。首先,为了保护复原图像边缘信息、能恢复出更多的图像细节,引入暗像素先验和 TV 函数的线性组合作为正则项。为了

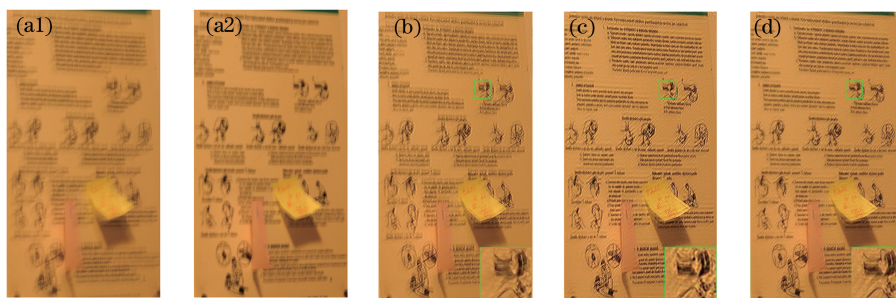


图 10 真实模糊图像及其复原结果。(a1)~(a3)模糊图像;(b)文献[23]算法;(c)文献[6]算法;(d)所提算法
Fig. 10 Real blurred images and restoration results. (a1)~(a3) Blurred images; (b) algorithm in Ref. [23];
(c) algorithm in Ref. [6]; (d) proposed algorithm

解决 L_1 和 L_2 正则项混合约束优化问题,使目标函数收敛到全局最优解,使用分裂 Bregman 迭代算法将全局问题分解为多个局部子问题,交替迭代图像和 PSF 最小化模型,得到清晰的复原图像。分别对模拟模糊图像和真实模糊图像进行了对比实验。实验结果证明,所提算法不仅能够有效去除图像模糊,提升主观视觉效果,也可以有效抑制振铃效应,保护图像边缘,保留细节信息。同时,所提算法对一些真实模糊图像也有较好的复原效果。

参 考 文 献

- [1] Chen J, Shang L, Sun Z L. Image restoration based on multi-channel blind restoration and sparse representation method[J]. Laser Journal, 2015, 36(1): 5-9.
陈杰, 尚丽, 孙站里. 基于多通道盲复原和改进 K-SVD 模型的图像恢复[J]. 激光杂志, 2015, 36(1): 5-9.
- [2] Chen Y N, Jin W Q, Zhao L, et al. Resolution restoration algorithm based on maximum a posteriori from Poisson-Markov distribution and blind multichannel deconvolution[J]. Acta Physica Sinica, 2009, 58(1): 264-271.
陈翼男, 金伟其, 赵磊, 等. 基于 Poisson-Markov 分布最大后验概率的多通道超分辨率盲复原算法[J]. 物理学报, 2009, 58(1): 264-271.
- [3] Li J. Research on multi-frame image restoration algorithm[D]. Xi'an: Xidian University, 2015.
李警. 多帧图像复原算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2015.
- [4] Sroubek F, Flusser J. Multichannel blind deconvolution of spatially misaligned images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(7): 874-883.
- [5] Sroubek F, Flusser J. Multichannel blind iterative image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(9): 1094-1106.
- [6] Sroubek F, Milanfar P. Robust multichannel blind deconvolution via fast alternating minimization [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(4): 1687-1700.
- [7] Fergus R, Singh B, Hertzmann A, et al. Removing camera shake from a single photograph [J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 787-794.
- [8] Krishnan D, Fergus R. Fast image deconvolution using hyper-Laplacian priors [C] // NIPS' 09: Proceedings of the 22nd International Conference on Neural Information Processing Systems, December 7-10, 2009, Vancouver, British Columbia. New York: Curran Associates, 2009: 1033-1041.
- [9] 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. New York: IEEE Press, 2009: 1964-1971.
- [10] Wang C, Yang F, Li J. Blind recovery method of motion blurred image based on combining l_1/l_2 norm with high order and low order total variation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2018, 55(4): 041015.
王灿, 杨帆, 李靖. 基于 l_1/l_2 的高低阶全变差运动模糊图像盲复原方法 [J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(4): 041015.
- [11] Su C, Fu T J, Zhang X X, et al. Adaptively-weighted blind image restoration algorithm based on energy constraint [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38(2): 0210001.
苏畅, 付天骄, 张星祥, 等. 基于能量约束的自适应加权图像盲复原算法 [J]. 光学学报, 2018, 38(2): 0210001.
- [12] Zhu W X, Wang G D, Pan Z K, et al. Motion blurred image blind deconvolution based on multichannel nonlinear diffusion term [J]. Laser &

- Optoelectronics Progress, 2018, 55(7): 071008.
- 朱婉霞, 王国栋, 潘振宽, 等. 基于多通道非线性扩散项的运动模糊图像盲复原[J]. 激光与光电子学进展, 2018, 55(7): 071008.
- [13] Xu Z H, Song H Y. Blind image restoration method based on reweighted graph total variation and hyper-Laplacian [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(8): 081025.
- 许泽海, 宋海燕. 重加权总变分结合 hyper-Laplacian 的图像盲复原方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(8): 081025.
- [14] Pan J S, Sun D Q, Pfister H, et al. Blind image deblurring using dark channel prior [C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 1628-1636.
- [15] Tu C M, Chen G B, Liu C. Dark-pixel-prior blind deblurring method [J]. Computer Engineering and Applications, 2020, 56(10): 213-219.
- 涂春梅, 陈国彬, 刘超. 暗像素先验的模糊图像盲复原方法[J]. 计算机工程与应用, 2020, 56(10): 213-219.
- [16] Lysaker M, Lundervold A, Tai X C. Noise removal using fourth-order partial differential equation with applications to medical magnetic resonance images in space and time [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(12): 1579-1590.
- [17] Li H H, Yu L, Zhang L, et al. Dark channel constraint and alternated direction multiplier optimization of turbulence degraded image blind restoration [J]. Journal of Northwestern Polytechnical University, 2018, 36(1): 103-109.
- 李晖晖, 鱼轮, 张良, 等. 暗通道约束和交替方向乘子法优化的湍流图像盲复原[J]. 西北工业大学学报, 2018, 36(1): 103-109.
- [18] He K M, Sun J, Tang X O. Single image haze removal using dark channel prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(12): 2341-2353.
- [19] Esser E. Applications of Lagrangian-based alternating direction methods and connections to split Bregman [R]. UCLA: CAM Report, 2009.
- [20] Shao H, Wang J Y, Wang L, et al. Multiframe turbulence-degraded image restoration algorithm based on circulate iteration [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2014, 51(7): 071002.
- 邵慧, 汪建业, 王亮, 等. 基于循环迭代的多帧湍流退化图像复原算法[J]. 激光与光电子学进展, 2014, 51(7): 071002.
- [21] Ye X, Yang S J. Improved mixed regularization constrained multi-frame turbulence degradation image blind restoration [J]. Systems Engineering and Electronics, 2018, 40(9): 2138-2142.
- 叶霞, 杨书杰. 改进混合正则化约束多帧湍流退化图像盲复原方法[J]. 系统工程与电子技术, 2018, 40(9): 2138-2142.
- [22] Köhler R, Hirsch M, Mohler B, et al. Recording and playback of camera shake: benchmarking blind deconvolution with a real-world database [M] // Fitzgibbon A, Lazebnik S, Perona P, et al. Computer vision-ECCV 2012. Lecture notes in computer science. 2012, 7578: 27-40.
- [23] Zhang H C, Wipf D, Zhang Y N. Multi-image blind deblurring using a coupled adaptive sparse prior [C] // 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE Press, 2013: 1051-1058.
- [24] Sun Li B, Cho S Y, Wang J, et al. Edge-based blur kernel estimation using patch priors [C] // IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), April 19-21, 2013, Cambridge, MA. New York: IEEE Press, 2013.