

# 联合自适应梯度稀疏和通道相关性的简单透镜成像去模糊

王新灵 付莹 黄华

(北京理工大学计算机学院 北京 100081)

**摘要** 成像过程中的光学像差,使得简单透镜成像系统只能获得低质量的模糊图像。针对这类模糊问题,提出一种联合自适应梯度稀疏和通道间相关性的去模糊算法。该算法对模糊图像 3 个颜色通道的平滑区域点和边缘点采用不同的稀疏约束,同时利用 3 个通道间的相关性,借助某个通道保留的边缘信息来复原其他通道的边缘信息。仿真实验结果表明,该方法对简单透镜获得的模糊图像复原质量较高,能取得较好的视觉效果。

**关键词** 光学像差,自适应梯度稀疏,通道相关性,非盲反卷积

**中图分类号** TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2018.08.001

## Deblurring for Imaging through Simple Lens Combining Adaptive Gradient Sparsity and Interchannel Correlation

WANG Xin-ling FU Ying HUANG Hua

(School of Computer Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

**Abstract** Due to optical aberrations in imaging optics, the image taken from simple lenses suffers from severe artifacts and blurring. Aiming at this kind of blurring problem, this paper proposed a deblurring method combining adaptive gradient sparsity and interchannel correlation. This method restores every color channel of the blurred images separately through imposing different sparse priors on points in smooth areas and at edges and using interchannel correlation constraint, which uses edge information preserved in some channel to restore another channel. The simulation experiment results show that the proposed method can achieve better restoration in respect of image resolution and visual effect for blurred images through simple lens.

**Keywords** Optical aberrations, Adaptive gradient sparsity, Interchannel correlation, Non-blind deconvolution

### 1 引言

简单透镜成像存在光学像差(包括几何畸变、色像差、球面像差和彗差等),导致其直接获得的图像存在模糊现象。所有球面单透镜元件的成像都存在这种像差问题,因此不能直接用于高分辨率、高质量的成像。高端相机往往是通过增加成像系统中透镜元件的数量<sup>[1]</sup>以及使用非球面透镜等措施来克服这些像差,以改善成像质量。例如,单反相机的镜头包含十几个甚至更多的透镜元件,通过使拥有不同透镜的正负球面像差相互抵消来减弱球面像差,并通过使不同折射率和色散率的凹凸透镜相互补偿来减弱色像差。

光学像差导致的图像模糊可被建模为原始图像和点扩展函数(PSF)的卷积过程。与传统的图像模糊(如相机运动模糊<sup>[2-4]</sup>)相比,简单透镜成像模糊具有两个重要特征:1)PSF 的高度空间变化性,即图像不同区域的 PSF 是不同的,图像中

心区域的清晰度最高,这是由透镜的球面像差导致的;2)模糊具有波长依赖性(色像差),这是因为同一个透镜对不同波长的光的折射率不同。波长依赖性不仅会使模糊图像中出现扩散的彩色条纹(彩色镶边现象),还会导致各个通道的 PSF 不同,并且至少有一个颜色通道会比其他通道包含更多的高频信息(模糊程度较低)。

针对像差模糊的空间变化性,早期的方法是通过对传统的图像复原方法进行改进来去除像差模糊。Trussell 等<sup>[5-6]</sup>预先对图像分块,然后对每块图像使用维纳滤波进行复原,最后通过拼接得到整幅复原图像;Boden 等<sup>[7]</sup>基于空间变化的 PSF,采用 Richardson-Lucy 复原方法恢复出了哈勃图像。但是,由于维纳滤波和 Richardson-Lucy 复原方法容易产生严重的振铃效应,最终的复原结果较差。随着对光学像差模糊的深入研究,研究人员将合适的先验和模型融合到去模糊的过程中,相比早期的复原方法,这类方法提高了复原质量。比如,

到稿日期:2017-10-25 返修日期:2017-12-17 本文受国家重点研发计划项目资助。

王新灵(1992-),女,硕士生,主要研究方向为图像去模糊,E-mail:18253162834@163.com;付莹女,博士,教授,博士生导师,主要研究方向为计算摄影学、计算机视觉和计算机图形学;黄华(1975-),男,博士,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究方向为图像、视频结构的表达与应用,E-mail:huahuang@bit.edu.cn(通信作者)。

Kee 等<sup>[8]</sup>提出一种参数化模型来估计空间变化的 PSF, 然后使用 Levin 等<sup>[9]</sup>提出的非盲反卷积算法对模糊图像进行复原; Rahbar 等<sup>[10]</sup>使用 Zernike 模型来实现像差模糊的 PSF 估计和模糊图像的复原。然而, 这些方法仅用于处理单一通道的模糊核函数的估计和去模糊问题, 只考虑了 PSF 的空间变化特征, 并没有考虑模糊中的色像差问题。

针对透镜成像中的色像差问题, 文献[11-13]提出对不同的颜色通道采取无网格对齐的方法; 文献[14]提出一种基于图像边缘颜色差异检测的方法来纠正横向和纵向的色像差。但是, 这些方法只能用来消除图像中由于颜色通道移位(色像差)导致的彩色镶边现象, 并没有处理各种光学像差(包括球面像差)导致的图像模糊问题。文献[15]提出一种以两种基底颜色的线性组合为颜色先验的色像差消除方法, 文献[16]提出一种基于边缘检测的色像差消除方法, Schuler 等<sup>[17]</sup>提出一种基于 YUV 颜色空间的去除色像差和去马赛克的联合反卷积方法。然而, 这些方法只适用于较小范围、较轻程度的球面像差和由色像差导致的图像模糊(比如部分校正的光学成像系统生成的模糊图像), 对简单透镜成像中由较大的球面像差和严重的色像差导致的图像模糊的复原效果较差。

近期, 文献[18]提出了一种基于交叉通道先验的简单透镜成像的去模糊方法, 其使用一阶原始-对偶的凸优化求解框架进行优化求解, 最终得到最优的图像估计。由于其添加在整幅图像的稀疏梯度先验是恒定的, 在平滑噪声和振铃效应的同时也平滑了图像的边缘信息, 从而导致了边缘模糊。

本文对文献[18]的工作进行改进, 提出了一种联合自适应稀疏先验和交叉信道约束的简单透镜成像非盲去模糊方法。本文算法与文献[18]中的方法主要有以下不同: 1) 使用自适应的稀疏先验, 使得本文算法可以更好地保留图像的边缘信息, 提升了复原图像的 PSNR(Peak Signal to Noise Ratio)和 SSIM(Structural Similarity Index); 2) 使用 L2 范数的稀疏先验取代了原 L1 范数的图像导数先验, 从而提高了在一阶原始-对偶求解框架下的求解速度。

本文第 2 节简述简单透镜成像的模糊问题; 第 3 节描述本文提出的联合自适应稀疏先验和通道相关性的去模糊方法; 第 4 节介绍去模糊函数的优化求解过程; 第 5 节对本文提出的去模糊方法的实验结果进行分析, 同时将其与其他复原方法进行对比; 最后总结全文。

## 2 问题描述

### 2.1 模糊图像的生成模型

简单透镜的成像过程可被描述为原始清晰图像和一个模糊核函数的卷积模型。由于模糊核函数具有空间变化性和波长依赖性, 因此本文采用对图像分块、分通道的方法复原模糊图像。假设每个灰度图像块的模糊核函数是恒定的, 对于一个图像块  $p$ , 其数学模型可以表示为:

$$G_{p,c} = I_{p,c} \otimes k_{p,c} + N, c \in \{1, 2, 3\} \quad (1)$$

$$g_{p,c} = K_{p,c} i_{p,c} + n, c \in \{1, 2, 3\} \quad (2)$$

式(1)中,  $G_{p,c}$ ,  $I_{p,c}$  和  $N$  分别表示单通道的模糊图像块、原始图像块和加性噪声,  $k_{p,c}$  是该图像块对应的降晰函数。式(2)是式(1)的向量形式,  $g_{p,c}$ ,  $i_{p,c}$ ,  $K_{p,c}$  和  $n$  分别是  $G_{p,c}$ ,  $I_{p,c}$ ,  $k_{p,c}$  和  $N$  对应的矩阵向量形式。

由于图像去模糊问题是病态问题, 因此直接对式(2)进行求解是不可行的。对于病态问题, 通常采用正则化的方法, 即将关于原始图像  $i$  的先验知识作为正则化约束  $reg(i_{p,c})$  来使得式(2)可以得到稳定求解<sup>[19-21]</sup>:

$$\hat{l}_{p,c} = \arg \min_{i_{p,c}} \{ \| K_{p,c} i_{p,c} - g_{p,c} \|_2^2 + \lambda_c reg(i_{p,c}) \} \quad (3)$$

其中,  $\hat{l}_{p,c}$  是对原始图像块的一个估计。式(3)中的第一项是一个标准的数据一致性项;  $\lambda_c$  是正则化约束项的权重, 用来表征正则化约束项在优化函数(3)中的作用程度。

### 2.2 色像差问题

实际的光学系统成像都具有透镜的色散问题, 这导致了模糊核函数的波长依赖性, 即色像差问题。对于简单透镜成像, 其中一个颜色通道的聚焦程度比其他两个通道高很多(尽管不是完全聚焦), 因此色像差比较明显, 如图 1(a)所示, 窗棱上边缘处的色散条纹, 就是由色像差导致的一种彩色镶边现象。

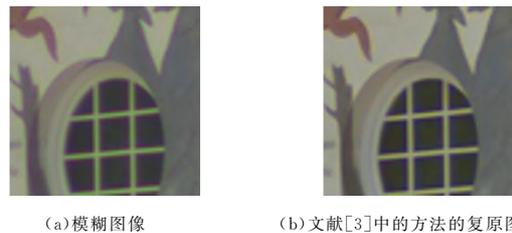


图 1 色像差导致的彩色镶边现象

Fig. 1 Color fringing caused by chromatic aberrations

给定一个彩色图像块  $G_{\{1,2,3\}}$ , 每个颜色通道的模糊核为  $k_{\{1,2,3\}}$ , 最直接的方法就是对每个通道使用其对应的模糊核函数单独进行反卷积去模糊, 但这种方法往往不能消除图 1(a)中的色像差现象。图 1(b)是使用文献[3]中的传统方法分别对 3 个颜色通道进行独立复原的结果, 可以看出复原图像中仍然保留着明显的色像差。

## 3 简单透镜成像去模糊算法

### 3.1 通道相关性先验

通道相关性是指: 自然场景图像的非连续区域往往位于不同颜色通道(RGB 或者多光谱)的相同位置, 即边缘位置。基于此, 文献[18]中提出交叉通道先验, 以实现通道间的信息共享, 即利用某个通道保留的高频信息来帮助恢复其他通道丢失的高频信息。对于一幅彩色清晰图像  $i_{\{1,2,3\}}$ , 其交叉通道先验为:

$$\begin{aligned} \frac{\nabla i_h}{i_h} &= \frac{\nabla i_c}{i_c}, h, c \in \{1, 2, 3\}, h \neq c \\ \Leftrightarrow \nabla_h \cdot i_c &= \nabla_c \cdot i_h \end{aligned} \quad (4)$$

其中,  $h$  和  $c$  是通道的索引, 除和乘运算都是像素级的运算

符。由式(4)得到图像块  $p$  的交叉通道先验为:

$$reg_{cross}(i_{p,c}) = \sum_{s=1}^2 \| d_s i_{p,c} \cdot i_{p,h} - d_s \cdot i_{p,h} i_{p,c} \|_1 \quad (5)$$

其中,矩阵  $d_1$  和  $d_2$  表示图像的一阶导数的卷积算子  $d_x$  和  $d_y$ 。

### 3.2 梯度自适应稀疏先验

对模糊图像进行复原,常用的图像先验是使图像的梯度服从重尾分布,即非对称的类似高斯的稀疏分布。文献[18]通过使用图像的一阶导数和二阶导数构成的 L1 范数,来使估计图像的梯度满足稀疏重尾分布。然而,由于其添加整幅图像上的稀疏先验是恒定的,在平滑噪声和振铃效应的同时也会平滑图像的边缘,从而导致边缘模糊。

针对上述问题,本文通过对图像的不同区域施加不同的正则化约束,以在平滑噪声和振铃效应的同时保留图像的边缘信息。因此,本文提出梯度自适应稀疏先验,即对图像中具有不同局部特征(梯度)的像素点选择惩罚或者保留,从而在平滑噪声和由卷积造成的扩散梯度的同时较好地保持图像的边缘,提升图像复原的质量。

本文方法的具体描述为:1)首先根据像素点的导数值(梯度)把原始图像中的像素点大致分为两类,即边缘点和平滑区域点,本文通过设定阈值  $\tau$  来区分边缘点和平滑区域点。2)对于边缘点,使其导数值(梯度)逼近原始图像中对应边缘处的导数值(梯度);对于平滑区域点,使其导数值(梯度)逼近零。

因此,首先需要获取原始图像的导数值,即原始图像  $i$  对导数滤波器的响应  $w_s$ :

$$w_s = d_s i, d_s \in \{d_1, d_2, d_3, d_4, d_5\}$$

其中,  $d_1$  和  $d_2$  表示图像的一阶导数的卷积算子  $d_x$  和  $d_y$ ;  $d_3$ ,  $d_4$  和  $d_5$  分别表示图像的二阶导数的卷积算子  $d_{xx}$ ,  $d_{yy}$  和  $d_{xy}$ 。

同时,为了使用可以保证全局收敛的一阶原始-对偶求解框架<sup>[22]</sup>,需要将该先验表示为合适的凸先验;同时,为了计算的简便性,本文选择 L2 范数。对于图像块  $p$ ,其自适应的稀疏先验为:

$$reg_{adp}(i_{p,c}) = \sum_{s=1}^5 \| d_s i_{p,c} - w_s \|_2^2 \quad (6)$$

设  $di_{m,n} = (d_i)_{m,n}$ ,表示原始图像  $i$  在位置  $(m,n)$  处的某个导数值(梯度),如果  $|di_{m,n}| < \tau$ ,则令  $w_s = 0$ ,此时式(6)即为:

$$reg_{adp}(i_{p,c}) = \sum_{s=1}^5 \| d_s i_{p,c} \|_2^2 \quad (7)$$

在最小化式(7)时,会使得这些位置的导数值(梯度)几乎为零。如果  $|di_{m,n}| > \tau$ ,令  $w_s = d_s i$ ,则式(6)变为:

$$reg_{adp}(i_{p,c}) = \sum_{s=1}^5 \| d_s i_{p,c} - d_s i \|_2^2 \quad (8)$$

在最小化式(8)时,会使得  $d_s i_{p,c} - d_s i$  几乎为零,即这些位置像素点的导数值(梯度)  $d_s i_{p,c} \approx d_s i$ 。

但是,使用简单透镜拍摄场景或物体时只能获得其模糊图像,获取原始清晰图像甚至原始图像的导数值是不可能的。因此首先需要获取一个较好的  $w_s$  估计。本文通过使用标准

的 Tikhonov 正则化方法和双边滤波来估计  $w_s$ ,具体的计算过程如下。

步骤 1 使用标准的 Tikhonov 正则化方法对模糊图像  $g_c$  进行反卷积,从而得到一个原始图像的估计  $\hat{l}^{(0)}$ 。 $\hat{l}^{(0)}$  虽然可能包含较多的振铃效应,但是可以提供一个好的原始图像  $i$  的梯度估计。该步骤使用的估计函数为:

$$\hat{l}^{(0)} = \arg \min_x \| B_c x - g_c \|_2^2 + \lambda_c \sum_{s=1}^5 \| d_s x \|_2^2 \quad (9)$$

式(9)可以通过直接使用傅里叶变换到频域进行求解,即:

$$\hat{l}^{(0)} = \mathcal{F}^{-1} \left( \frac{\mathcal{F}(B_c) * \mathcal{F}(g_c)}{|\mathcal{F}(B_c)|^2 + \lambda_c \sum_{s=1}^5 |\mathcal{F}(d_s)|^2} \right) \quad (10)$$

其中,  $\mathcal{F}(\cdot)$  表示傅里叶变换,  $\mathcal{F}^{-1}(\cdot)$  表示逆傅里叶变换,  $(\cdot)^*$  表示共轭复数。

步骤 2 对步骤 1 中的  $\hat{l}^{(0)}$  进行双边滤波,从而得到原始图像的估计  $\hat{l}^{(1)}$ 。这一步是为了减小噪声的干扰,同时保留  $\hat{l}^{(0)}$  中的边缘信息。

步骤 3 使用  $\hat{l}^{(1)}$  来计算式(6)中的正则化先验  $w_s$ :

$$w_s = \frac{d_s \hat{l}^{(1)}}{\left(\frac{\tau}{d_s \hat{l}^{(1)}}\right)^4 + 1} \quad (11)$$

图 2 是当  $d_s \hat{l}^{(1)} \in [-1, 1]$  时式(11)的函数曲线图。可以看出,当  $d_s \hat{l}^{(1)} \in [-\tau, \tau]$  时,  $w_s$  趋近于 0;反之,  $w_s \approx d_s \hat{l}^{(1)}$ 。

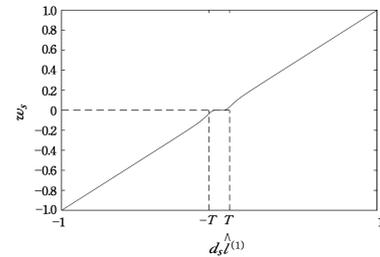


图 2 式(11)的函数曲线图

Fig. 2 Plot of equation(11)

### 3.3 复原优化函数

将交叉通道先验和自适应稀疏先验代入式(3),得到完整的模糊图像的复原优化函数。给定模糊图像块  $p$ ,其对应的优化函数为:

$$(i_{1,2,3})_{opt} = \arg \min_{i_{1,2,3}} \sum_{c=1}^3 \{ \| K_{p,c} i_{p,c} - g_{p,c} \|_2^2 + \lambda_c \sum_{s=1}^5 \| d_s i_{p,c} - w_s \|_2^2 + \sum_{h \neq c} \beta_{hc} \sum_{s=1}^2 \| d_s i_{p,c} \cdot i_{p,h} - d_s i_{p,h} \cdot i_{p,c} \|_1 \} \quad (12)$$

## 4 优化求解

首先对模糊图像进行重叠分块,然后对每个图像块应用式(12)估计得到其对应的清晰图像块。其中,对式(12)的最小化求解是通过各个通道图像的交替迭代最小化来实现的。当对一个通道图像进行反卷积求解时,固定另外两个通道的

图像,令单通道图像  $x = i_{p,c}$ , 得到单通道图像反卷积的优化函数为:

$$(i_{p,c})_{\text{opt}} = \arg \min_x \| B_{p,c} x - g_{p,c} \|_2^2 + \lambda_c \sum_{s=1}^5 \| d_s x - w_s \|_2^2 + \sum_{h \neq c} \beta_{hc} \sum_{s=1}^2 \| d_s x \cdot i_{p,h} - d_s \cdot i_{p,h} x \|_1 \quad (13)$$

使用一阶原始-对偶的凸优化算法<sup>[22]</sup>对式(13)的优化函数进行求解。该算法可以保证得到目标函数的全局最优解,从而得到一个最优的原始清晰图像估计。

首先,将式(13)变形为:

$$(i_c)_{\text{opt}} = \arg \min_x \| Sx \|_1 + \| B_c x - g_c \|_2^2 + \lambda_c \sum_{s=1}^5 \| d_s x - w_s \|_2^2 \quad (14)$$

其中,  $S = \begin{bmatrix} \beta_{ch} (D_{i_h} d_1 - D_{d_1 i_h}) \\ \vdots \\ \beta_{ch} (D_{i_h} d_2 - D_{d_2 i_h}) \end{bmatrix}$ ,  $h \neq c$ , 因此对于彩色图像来

说,  $S$  是由 4 个形如  $\beta_{ch} (D_{i_h} d_1 - D_{d_1 i_h})$  的矩阵序列组成的。根据文献<sup>[22]</sup>中的算法框架,有:

$$\begin{aligned} K(x) &= Sx \\ F(y) &= \| y \|_1 \end{aligned} \quad (15)$$

$$G(x) = \| B_c x - g_c \|_2^2 + \lambda_c \sum_{s=1}^5 \| d_s x - w_s \|_2^2$$

式(15)对应的预解算子为:

$$y = (I + \sigma \partial F^*)^{-1}(\tilde{y}) \Leftrightarrow y_i = \frac{\tilde{y}_i}{\max(1, |\tilde{y}_i|)} \quad (16)$$

$$\Leftrightarrow x = (I + \tau \partial G)^{-1}(\tilde{x})$$

$$\Leftrightarrow ax = b \quad (17)$$

其中:

$$a = 1 + 2\tau B_c^T B_c + 2\tau \lambda_c \sum_{s=1}^5 d_s^T d_s \quad (18)$$

$$b = \tilde{x} + 2\tau B_c^T g_c + 2\tau \lambda_c \sum_{s=1}^5 d_s^T w_s \quad (19)$$

$$\Leftrightarrow x = \mathcal{F}^{-1}(\mathcal{F}(b) / \mathcal{F}(a)) \quad (20)$$

算法中的凸共轭为:

$$K^* = S^T \quad (21)$$

为了保证算法收敛,将参数设置为:

$$L = \| K \|_2, \theta = 1, \sigma = 10, \tau = \frac{0.9}{\sigma L^2}$$

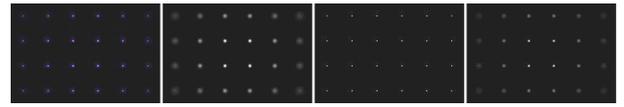
其中,  $\| K \|_2$  为对称矩阵  $S^T S$  的最大特征值的算术平方根。

最后,合并所有复原图像块,得到完整的复原图像。其中,对于重叠区域,取其所在各个复原块的像素平均值作为该区域的复原像素值。

## 5 实验及结果分析

### 5.1 实验条件的设置

由光学像差导致的简单透镜成像的模糊函数通常被建模为高斯模糊函数,而且模糊具有空间变化性和波长依赖性。本实验模拟生成  $4 \times 6$  的高斯模糊函数组(见图 3)作为简单透镜成像的模糊核函数,选取图像处理中使用的 12 张图像(见图 4)进行实验。实验的软硬件环境为:Matlab R2016a, Windows10 操作系统,4 GB 内存。



(a)彩色模糊核 (b)R通道模糊核 (c)G通道模糊核 (d)B通道模糊核

图 3 仿真实验用到的模糊核

Fig. 3 PSFs used in simulation experiment



(a)building (b)girl (c)painted-house (d)parrots



(e)wall (f>window (g)door (h)island



(i)woman (j)statue (k)sailing (l)lighthouse

图 4 仿真实验使用的示例图像

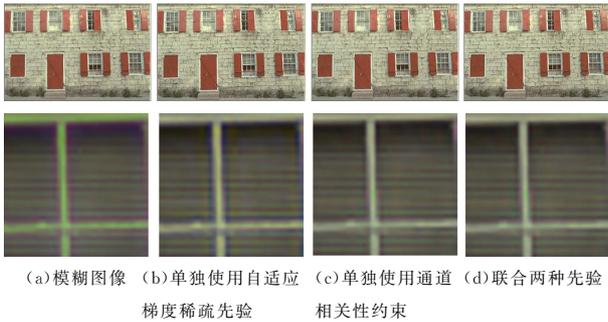
Fig. 4 Example images used in simulation experiment

### 5.2 参数设置

采用式(12)进行求解时,首先需要根据式(11)估计原始图像的导数滤波器响应  $w_s$ ,且实验设定  $\tau$  为 0.07,求解的最大迭代次数为 300。然后使用式(12)对每个通道的图像进行迭代求解时,需要设定其中的两个参数: $\lambda_c$  ( $c = 1, 2, 3$ )和  $\beta_{hc}$ 。其中, $\lambda_c$  是自适应稀疏先验的权重, $\lambda_c$  较大时,复原得到的图像较平滑; $\lambda_c$  较小时,复原图像的边缘复原效果较好,但是会导致轻微的振铃。综合考虑,本实验设定  $\lambda_c = 0.0001$ 。 $\beta_{hc}$  是通道相关性约束项的权重,若  $\beta_{hc}$  过小,则不能很好地消除色像差;若过大,则会过度突出聚焦通道图像的颜色,导致图像颜色异常。这里设定  $\beta_{hc} = 0.008$ 。

### 5.3 实验结果和对比

实验从两个方面来证明本文提出的自适应梯度稀疏先验的有效性。首先,对图 4 中的示例图像分别采用 3 种优化策略(单独使用自适应梯度稀疏先验、单独使用通道相关性约束、联合两种先验)进行复原,示例结果如图 5 所示。由图 5 (b)可以看出,单独使用自适应梯度稀疏先验时,复原图像的边缘得到了较好的保留,清晰度得到提高,但是仍然保留了色像差导致的彩色镶边现象(图 5(a)中的垂直色散条纹);图 5(c)给出了单独使用通道相关性约束复原的结果,虽然模糊图像中的色像差得到了很好的消除,但是复原图像有较多的剩余模糊,边缘不能得到较好的复原;图 5(d)说明联合两种先验进行复原不仅可以更好地保留图像边缘,而且能有效消除模糊图像中的色像差,得到的复原图像质量较高、视觉效果较好。为了更客观地对比 3 种复原策略的性能,从峰值信噪比(PSNR)和结构相似性(SSIM)两个方面进行评估,为了排除边界的影响,PSNR 和 SSIM 的计算均不考虑 50 个像素宽的边界,结果如表 1 所列。



(a)模糊图像 (b)单独使用自适应梯度稀疏先验 (c)单独使用通道相关性约束 (d)联合两种先验

图 5 3种优化策略的复原结果

Fig. 5 Restoration results obtained by three optimization strategies

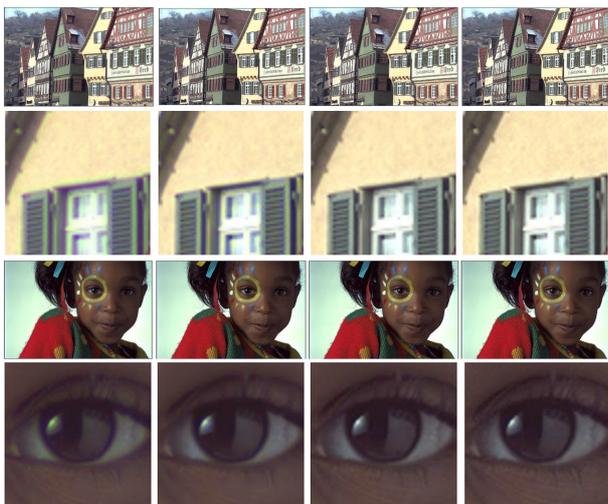
表 1 3种优化策略的复原结果对比

Table 1 Comparison of restoration results obtained by three optimization strategies

图像	单独使用自适应梯度稀疏		单独使用通道相关性约束		联合两种先验	
	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM
building	33.89	0.9912	33.60	0.9896	34.00	0.9947
girl	24.08	0.9400	24.00	0.9320	24.10	0.9409
painte-house	37.07	0.9951	36.81	0.9936	37.14	0.9957
parrots	23.22	0.9619	23.13	0.9593	23.22	0.9628
wall	30.48	0.9875	30.30	0.9838	30.47	0.9887
window	30.08	0.9878	29.91	0.9859	30.08	0.9880
door	20.60	0.9215	20.49	0.9185	20.60	0.9219
island	33.92	0.9938	33.62	0.9887	33.90	0.9947
woman	32.88	0.9897	32.71	0.9885	32.88	0.9901
statue	40.07	0.9948	39.68	0.9931	40.08	0.9957
sailing	34.31	0.9927	34.13	0.9869	34.30	0.9935
lighthouse	37.97	0.9949	37.34	0.9913	37.90	0.9958
平均	31.55	0.9792	31.31	0.9759	31.56	0.9802

从表 1 可以看出,两种先验中自适应梯度稀疏的复原效果相对较好,但是联合两种先验的复原结果最好。

然后,将本文方法与文献[16]、文献[18]中的方法进行对比。图 6 给出了使用文献[16]的基于边缘检测的色像差移除方法(见图 6(b))、文献[18]的简单透镜成像去模糊方法(见图 6(c))和本文方法(见图 6(d))得到的复原结果。



(a)模糊图像 (b)文献[16]中的方法 (c)文献[18]中的方法 (d)本文方法

图 6 不同像差去模糊方法的复原效果对比

Fig. 6 Comparison of restoration results of deblurring methods with different aberrations

可以看出,对于具有较大模糊核和严重色像差的简单透镜所成的模糊图像,文献[16]中的方法的复原效果较差,复原图像中仍然保留了明显的色像差,如窗棱上边缘处的色散条纹。文献[18]中的方法和本文方法都能很好地去除色像差,但是本文方法对图像边缘保持得更好,如窗户的边缘、女孩眼睛周围的边缘,这是因为本文使用自适应稀疏先验,平滑了具有较小导数值的像素点,选择保留了该边缘处的梯度信息;而文献[18]施加在整幅图像上的正则化约束是恒定的,在平滑图像中的噪声和振铃的同时也会一定程度地平滑其边缘信息。这里同样采用 PSNR 和 SSIM 对 3 种复原方法进行评估对比,结果如表 2 所列。从表 2 可以看出,相对于文献[16]和文献[18]中的方法,本文方法复原图像的 PSNR 和 SSIM 均有所提高,说明文中所提出的去模糊方法对简单透镜成像具有更好的复原效果。

表 2 不同光学像差去模糊方法对简单透镜成像的复原效果对比

Table 2 Comparison of restoration results of deblurring methods with different aberrations on imaging through simple lense

图像	文献[16]的方法		文献[18]的方法		本文方法	
	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM
building	33.41	0.9825	33.62	0.9897	34.00	0.9947
girl	24.07	0.9356	24.09	0.9380	24.10	0.9409
painte-house	36.70	0.9933	36.89	0.9942	37.14	0.9957
parrots	23.13	0.9580	23.21	0.9600	23.22	0.9628
wall	30.30	0.9840	30.32	0.9864	30.47	0.9887
window	30.01	0.9854	30.06	0.9866	30.08	0.9880
door	20.53	0.9164	20.59	0.9194	20.60	0.9219
island	33.63	0.9899	33.70	0.9913	33.90	0.9947
woman	32.80	0.9852	32.81	0.9892	32.88	0.9901
statue	39.69	0.9914	39.75	0.9936	40.08	0.9957
sailing	33.70	0.9869	34.15	0.9880	34.30	0.9935
lighthouse	37.36	0.9914	37.74	0.9921	37.90	0.9958
平均	31.28	0.9750	31.41	0.9773	31.56	0.9802

相同条件下,本文方法的求解速度比文献[18]中的方法大约提高了一倍,其求解时间对比如表 3 所列。这是因为本文方法使用 L2 范数的自适应稀疏先验代替文献[18]中的 L1 范数稀疏先验,减小了式(15)中矩阵相乘运算的规模,从而提高了求解速度。

表 3 本文方法与文献[18]中的方法的求解时间对比

Table 3 Running time comparison between proposed method and optimization method in reference [18]

(单位:s)

图像	求解时间	
	文献[18]中的方法	本文方法
building	492.3	206.6
girl	490.0	215.2
painte-house	505.5	212.6
parrots	455.3	219.5
wall	505.9	218.7
window	518.3	206.2
door	483.4	253.8
island	461.1	231.1
woman	499.3	199.4
statue	497.3	216.9
sailing	480.2	251.3
lighthouse	484.9	257.2
平均	484.5	224.0

#### 5.4 参数的影响性分析

本文提出自适应稀疏先验来实现复原图像的边缘保持,  $\tau$  是计算稀疏先验的重要参数, 这里对  $\tau$  取不同的值, 以分析其对复原结果的影响。分别对图 4(a) — 图 4(d) 4 张图像设定不同的值, 从而得到其复原图像的 PSNR 变化曲线图, 如图 7 所示。从图 7 中可以看出, 当  $\tau$  在 0.07 附近取值时, 4 张复原图像的 PSNR 均达到最高, 因此本实验中设置  $\tau$  为 0.07, 可以得到最优的复原图像估计。

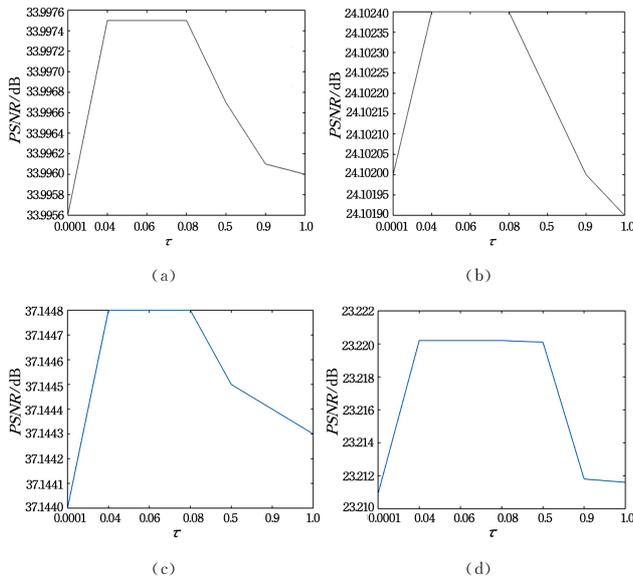


图 7  $\tau$  的不同取值对复原结果的影响

Fig. 7 Effects of different  $\tau$  on restoration results

**结束语** 针对简单透镜成像中的模糊问题, 本文提出一种联合自适应稀疏先验和通道相关性的去模糊方法。该方法通过自适应稀疏先验对图像的平滑区域点和边缘点采用不同的正则化约束, 从而更好地保留图像的边缘信息。仿真实验结果表明, 对于简单透镜生成的模糊图像, 所提方法在视觉效果和峰值信噪比方面均有所提高。

#### 参考文献

- [1] MAHAJAN V N. Aberration theory made simple[M]. SPIE, 1991.
- [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] KRISHNAN D, FERGUS R. Fast image deconvolution using hyper-Laplacian priors[C]//International Conference on Neural Information Processing Systems. Curran Associates Inc, 2009: 1033-1041.
- [4] ZHAO Z G, CHEN Y Y, ZHAO Y, et al. Modeling deblurring based on edge prior model[J]. Computer Science, 2015, 42(5): 305-308. (in Chinese)  
赵志刚, 陈莹莹, 赵毅, 等. 基于边缘先验模型的运动去模糊[J]. 计算机科学, 2015, 42(5): 305-308.
- [5] TRUSSELL H, HUNT B. Image restoration of space variant blurs by sectioned methods[C]//IEEE International Conference on ICASSP. IEEE, 1978: 196-198.
- [6] TRUSSELL H, HUNT B. Sectioned methods for image restoration[J]. IEEE Transactions on Acoustics Speech & Signal Processing, 1978, 26(2): 157-164.
- [7] BODEN A F, REDDING D C, HANISCH R J, et al. Massively Parallel Spatially-Variant Maximum Likelihood Image Restoration[J]. Journal of The Optical Society of America A-Optics Image Science and Vision, 1996, 13: 1537-1545.
- [8] KEE E, PARIS S, CHEN S, et al. Modeling and removing spatially-varying optical blur[C]//IEEE International Conference on Computational Photography. IEEE, 2011: 1-8.
- [9] LEVIN A, FERGUS R, DURAND F, et al. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture[J]. Acm Transactions on Graphics, 2007, 26(3): 70.
- [10] RAHBAR K, FAEZ K. Blind correction of lens aberration using Zernike moments[C]//IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2011). Brussels, Belgium, DBLP, 2011: 861-864.
- [11] BOULT T E, WOLBERG G. Correcting chromatic aberrations using image warping[C]//IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1992(CVPR'92). IEEE, 1992: 684-687.
- [12] KAUFMANN V, LADSTÄDTER R. Elimination of color fringes in digital photographs caused by lateral chromatic aberration [C]//Proceedings of the XX International Symposium Cipa. 2005.
- [13] MALLON J, WHELAN P F. Calibration and removal of lateral chromatic aberration in images[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(1): 125-135.
- [14] CHUNG S W, KIM B K, SONG W J. Detecting and eliminating chromatic aberration in digital images[C]//IEEE International Conference on Image Processing. IEEE Press, 2009: 3861-3864.
- [15] JOSHI N, ZITNICK C L, SZELISKI R, et al. Image deblurring and denoising using color priors[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2009 (CVPR 2009). IEEE, 2009: 1550-1557.
- [16] KANG S B. Automatic Removal of Chromatic Aberration from a Single Image[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007(CVPR'07). IEEE, 2007: 1-8.
- [17] SCHULER C J, HIRSCH M, HARMELING S, et al. Non-stationary correction of optical aberrations[C]//IEEE International Conference on Computer Vision. IEEE, 2011: 659-666.
- [18] HEIDE F, ROUF M, HULLIN M B, et al. High-quality computational imaging through simple lenses[J]. Acm Transactions on Graphics, 2013, 32(5): 149.
- [19] BONESKY T. Morozov's discrepancy principle and Tikhonov-type functionals[J]. Inverse Problems, 2008, 25(1): 015015.
- [20] ENGL H W, RAMLAU R. Regularization of Inverse Problems [M]//Regularization of Inverse Problems. Kluwer Academic Publishers, 2000: 347-366.
- [21] TIKHONOV A N, ARSEININ V Y. Solutions of Ill-posed Problems[J]. Mathematics of Computation, 1977, 32(144): 491.
- [22] CHAMBOLLE A, POCK T. A First-Order Primal-Dual Algorithm for Convex Problems with Applications to Imaging[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2011, 40(1): 120-145.