

# 基于简单透镜计算成像的图像复原重建

王新华<sup>1,2,3</sup>, 郝建坤<sup>2,3</sup>, 黄 玮<sup>2,3</sup>, 欧阳继红<sup>1</sup>

(1. 吉林大学 计算机科学与技术学院, 长春 130012; 2. 中国科学院 长春光学精密机械与物理研究所, 长春 130033; 3. 中国科学院 应用光学国家重点实验室, 长春 130033)

**摘要:**为了在精简光学镜头结构的情况下获取高像质图像,提出了基于简单透镜计算成像的图像复原重建方法。首先,通过分析光学系统点扩散函数空间变化特性,提出了基于空间变化的点扩散函数获取及测量方法。然后,采用基于自适应稀疏先验信息的空间变化点扩散函数图像分块复原算法,对简单透镜模糊成像进行复原重建。为了验证本文算法的有效性,采用数字仿真模拟和实际拍摄两种方式获取简单透镜成像结果。结果表明:本文算法能够有效地抑制图像边缘的振铃效应并较好地保留图像的细节。

**关键词:** 计算机应用; 信息处理技术; 计算成像; 空间变化点扩散函数; 分块复原法

**中图分类号:** TP391.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5497(2017)03-0965-08

**DOI:** 10.13229/j.cnki.jdxbgxb201703038

## Image restoration and reconstruction based on simple lenses computational imaging

WANG Xin-hua<sup>1,2,3</sup>, HAO Jian-kun<sup>2,3</sup>, HUANG Wei<sup>2,3</sup>, OUYANG Ji-hong<sup>1</sup>

(1. College of Computer Science and Technology, Jilin University, Changchun 130012, China; 2. Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China; 3. State Key Laboratory of Applied Optics, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130033, China)

**Abstract:** In order to obtain high quality image information under the condition of compact optical lens structure, an approach for image restoration and reconstruction based on simple lenses computational imaging was proposed. First, by analyzing the characteristics of the Space Variant Point Spread Function (SVPSF) of the optical system, the method of SVPSF acquisition and measurement was presented. Then, the image sectioned restoration algorithm with SVPSF based adaptive sparse prior information was developed, which was used successfully in the restoration of blurry images through simple lenses. To validate the algorithm, the imaging results were obtained from through simple lenses imaging by the digital simulation and real images. Experimental results indicate that the algorithm can efficiently suppress the ringing effect and preserve the details of the images.

**Key words:** computer application; information processing technology; computational imaging; space-variant point spread function (SVPSF); sectioned restoration method

收稿日期: 2015-01-24.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61170092); 吉林省科技发展计划项目(20160209006GX).

作者简介: 王新华(1984-), 男, 助理研究员, 博士. 研究方向: 计算成像技术. E-mail: xinhua@jljlu@163.com

通信作者: 欧阳继红(1964-), 女, 教授, 博士生导师. 研究方向: 空间推理与数据挖掘. E-mail: ouyj@jlu.edu.cn

### 0 引言

传统光学成像系统一般通过增加光学元件数量、引入非球面甚至自由曲面来消除系统像差,提高成像质量<sup>[1,2]</sup>。影响像面清晰度的像差有球差、彗差、场曲、象散和色差,光学设计问题主要是通过优化光学结构来控制像差,同时保证系统的制造公差和制造成本在可接受的范围内<sup>[3]</sup>。如何在保证像质的前提下使得具有复杂光学结构的相机简单化、小型化和轻量化成为光学系统设计近年来的研究热点<sup>[4]</sup>。随着数字图像技术的发展,越来越多的研究关注于将数字图像处理过程作为整个图像获取系统的一部分,使得高质量图像的获取不再唯一依赖高质量的硬件镜头<sup>[5]</sup>。计算成像技术通过将光学设计与计算消像差相结合的方式来获取高像质图像,它突破了传统仅仅依靠复杂光学系统来获取高像质图像的思维方式,其明显优势在于能够用简单的光学系统获取像质与复杂镜头相媲美的图像,达到了精简镜头结构、降低成本的目的,从而为光学系统设计指明了一个全新的研究方向<sup>[6,7]</sup>。

简单透镜成像系统由于存在严重像差不可避免地会导致图像产生一定程度的模糊,其中形成模糊图像的过程可理解为清晰场景与系统点扩散函数(Point spread function, PSF)的卷积再加上一定的噪声,那么图像去模糊就是一个去卷积的过程<sup>[8]</sup>。理想图像复原重建算法大多认为光学系统的点扩散函数空间不变,即整幅图像利用一个 PSF 进行去卷积,而实际光学系统物空间各点的退化随着空间位置的改变而改变,其复原重建过程涉及到多个甚至海量 PSF 的提取、存储和运算,目前大多采用空间变化 PSF (Space-variant point spread function, SVPSF) 图像复原技术,它比空间不变 PSF 图像复原技术要复杂、困难得多,比较典型的方法包括空间坐标转换法、等晕区分块复原法和直接复原法,研究方向包括:图像的分割和拼接、PSF 提取、噪声情况分析以及如何减少数据存储量、运算量并加快算法收敛速度等<sup>[9]</sup>。

本文提出一种基于自适应稀疏先验信息的空间变化点扩散函数图像分块复原算法用于简单透镜模糊成像复原重建。首先,对光学系统 PSF 空间变化特性进行分析,提出 SVPSF 获取及测量方法。然后,将模糊图像分成  $m \times n$  个大小相等、

具有重叠矩形的图像块,采用基于自适应稀疏先验 SVPSF 去卷积算法进行复原重建。最后,搭建实验平台,采用数字仿真与实际拍摄两种方式验证了简单透镜计算成像复原算法的有效性。结果表明:本文算法能够较好地复原及保留图像边缘细节信息。

## 1 简单透镜计算成像原理

### 1.1 简单透镜计算成像过程

传统的成像光学系统结构一般都比较复杂,简单透镜成像技术的目的是利用简单光学系统来代替复杂的光学系统(见图 1),同时能够获得与复杂光学系统相媲美的成像质量。根据赛德耳像差理论<sup>[10]</sup>可知,简单透镜成像系统要获得高质量图像所面临的主要挑战是像差。

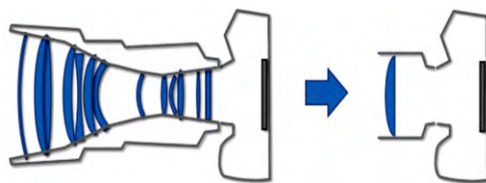


图 1 简单透镜计算成像替代复杂光学镜头  
Fig. 1 Simple lenses computational imaging instead of complex optical system

如上所述,图像去模糊的过程就是一个去卷积的过程。首先,通过对镜头点扩散函数进行分层、分区域的提取,采用去卷积算法可以有效去除单色像差,消除离焦模糊达到增加光学系统景深的作用。其次,通过对多通道的 PSF 进行处理还能消透镜除材料色散特性给图像带来的色差,从而降低图像质量对镜头的依赖<sup>[11]</sup>。简单透镜成像技术的基本过程如图 2 所示。

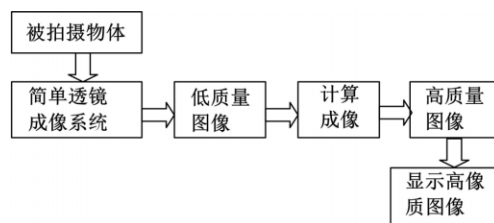


图 2 简单透镜计算成像过程

Fig. 2 Process of simple lenses computational imaging

简单透镜成像技术的核心是计算成像,即利用图像复原技术重建出高质量图像。图像复原技术是指利用退化现象的某种先验知识重建被退化的图像,并最终达到改善给定图像质量的目的。因而,图像复原重建技术就是将图像退化过程模

型化,并采用一个逆过程进行处理,以便复原出原始的清晰度较好的高质量图像。

## 1.2 简单透镜计算成像模型

图像的退化模型通常近似为线性、空间不变系统,当图像退化不是很严重的情况下,应用线性不变系统复原图像会有比较好的效果,同时可以降低计算复杂度并缩短复原时间。简单透镜计算成像过程可以被模型化为一个退化函数再加上一定的噪声。对一幅输入图像  $f(x,y)$  进行处理,产生一幅退化图像  $g(x,y)$ ,图像的退化模型如图3所示。



图3 简单透镜成像观测模型

Fig. 3 Observation model of simple lenses computational imaging

此过程可以表达为如下形式:

$$g(x,y) = f(x,y) \otimes \text{PSF} + n(x,y) \quad (1)$$

式中:  $g(x,y)$  为光学系统获得的模糊图像;  $f(x,y)$  为源图像; PSF 为光学系统对应的点扩散函数;  $n$  为成像过程中引入的噪声。

PSF 包含了单色像差以及色差的信息,单透镜计算成像就是在去除噪音  $n(x,y)$ ,已知  $g(x,y)$  和 PSF 的基础上采用去卷积的方法矫正像差,复原出图像  $f(x,y)$ 。噪音可以表示为:

$$n(x,y) = g(x,y) - f(x,y) \otimes \text{PSF} \quad (2)$$

在噪音未知的情况下,希望找到一个  $f(x,y)$  使得  $f(x,y) \otimes \text{PSF}$  近似于  $g(x,y)$ ,因此去卷积的过程转化为一个无约束的优化问题:

$$\min \| g(x,y) - f(x,y) \otimes \text{PSF} \| \quad (3)$$

此时,  $f(x,y)$  的解可以表达成如下形式:

$$f(x,y) = \text{PSF}^{-1} (\text{PSF}^T)^{-1} \text{PSF}^T g(x,y) \quad (4)$$

为了使用更多的先验信息,常常附加约束条件来提高图像复原精度,令  $L$  为  $f(x,y)$  的线性算子,复原问题可以转化为函数  $\| Lf(x,y) \|$  服从式(5)约束条件的最小值问题:

$$\| g(x,y) - f(x,y) \otimes \text{PSF} \|^2 = n(x,y)^2 \quad (5)$$

再运用拉格朗日算子求解式(6):

$$\min \| Lf(x,y) \|^2 + \lambda [ \| g(x,y) - f(x,y) \otimes \text{PSF} \|^2 = n(x,y)^2 ] \quad (6)$$

此解最终可以表达成如下形式:

$$f(x,y) = (\text{PSF}^{-1} \text{PSF} + L^T L / \lambda)^{-1} \text{PSF}^T g(x,y) \quad (7)$$

对于图像退化较严重的非线性系统,其 PSF 具有空间变化的特性,本文利用分块复原的思想处理空间变化的模糊情况,将模糊图像分为  $m \times n$  块,每一个子图像块再分别利用相应的 PSF 进行图像复原,采用式(7)对各子图像块进行复原重建。这一过程对于整幅模糊图像而言 PSF 是空间变化的,对于每个子图像块而言 PSF 是空间不变的<sup>[12]</sup>。

## 2 空间变化 PSF 获取方法

### 2.1 软件提取 PSF 及预处理

CODEV 光学设计软件仿真成像符合简单透镜成像的退化过程,仿真图像是通过原图像与点扩散函数卷积得到的。图4为 SVPSF 的特征。在计算 SVPSF 时,将图像划分为  $11 \times 11$  的网格,但图像最外一圈只有半个网格,计算得到的 PSF 也是不完整的,需要对其进行预处理。

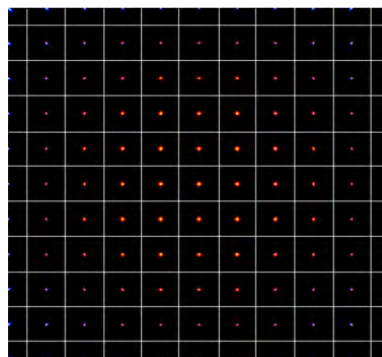


图4 空间变化点扩散函数特征

Fig. 4 Features of space-variant point spread function

对于 PSF 预处理方法,本文首先对不完整的点扩散函数信息进行判断;然后将其去掉并只保留中间  $9 \times 9$  完整的 PSF,将这 81 个 PSF 存储到集合  $\{h_i\}$  中,  $h_i$  表示第  $i$  个图像块的 PSF,每一个  $h_i$  都是一个小的矩阵数组,且它的尺寸大小(行和列)为奇数,这样可以保证它只有一个中心点。该方法适合于验证去卷积算法的有效性,而实际系统的 PSF 由于受镜头加工、装调等因素的影响,需采用实验测量的方法获取精确 SVPSF。

### 2.2 实验测量及预估 PSF

线扩散函数(Line spread function, LSF)和调制传递函数(Modulation transfer function, MTF)都是评价光学系统成像质量的重要参数。PSF、LSF 和 MTF 存在一定的数学关系,若已知 LSF 和 MTF,通过数学方法可计算得到 PSF,如图5所示。

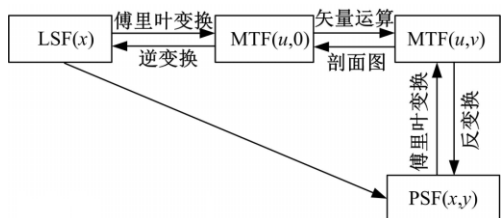


图 5 PSF、LSF、MTF 三者之间的关系

Fig. 5 Relationship among PSF, LSF and MTF

根据如上所述 PSF、LSF 和 MTF 三者之间的关系,测量 PSF 的具体步骤如下:

- (1)通过 PSF 测量仪获得线扩散函数曲线。
- (2)对 LSF 进行傅里叶变换得到一维 MTF。
- (3)对一维 MTF 进行矢量运算获得二维 MTF。

(4)对二维 MTF 运行傅里叶逆变换获得 PSF。

要计算 PSF 首先需测量系统的 LSF,光学传递函数测量仪采用数字傅里叶分析法可以测量不同视场的 LSF 和 MTF。若已知光学系统的焦距  $f_0$ ,探测器对角线的一半长度为  $h$ ,那么即可取得光学系统的半视场角为:

$$\theta = \arctan f_0/h \quad (8)$$

在图 6 中,将探测器成像区域分为  $5 \times 5$  个子块,设探测器尺寸大小为  $a \times b$ ;  $O$  为探测器成像中心视场点;  $O_1$  和  $O_2$  为子块成像中心视场;  $OA$  表示探测器对角线一半长度  $h$ 。

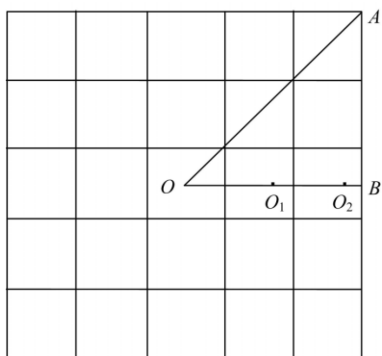


图 6 图像各子视场关系

Fig. 6 Relationship among each field of view

首先,根据三角形比例关系可以得到式(9):

$$\begin{cases} OO_2 = \frac{4}{5}OB \\ OB = OA \frac{a}{\sqrt{a^2 + b^2}} \end{cases} \quad (9)$$

然后,根据式(9)可以得到  $OO_2$  的长度为:

$$OO_2 = \frac{ha}{\sqrt{a^2 + b^2}} \quad (10)$$

最后,根据式(8)即可求得  $O_2$  视场大小,再利用光传递函数测量仪测得  $O_2$  视场的 LSF,可以计算出  $O_2$  视场的 PSF。

利用上述方法可以求出其他子图像块的 PSF,但需要频繁调节光学传递函数测量仪测量不同视场 LSF 和 MTF。为了简化操作过程,可以先测量几个视场的 LSF 和 MTF 计算求得 PSF,其余视场的 PSF 通过插值的方法计算获得。

### 3 本文算法

#### 3.1 基于贝叶斯框架的图像复原求解模型

在去卷积的过程中加入先验性约束可以有效地抵制图像边缘振铃效应和恢复图像细节<sup>[13]</sup>。在已知模糊图像  $y$  和点扩散函数 PSF 的条件下,通过去卷积的方法估计得到清晰图像  $x$  的过程在贝叶斯框架下可以表达为如下形式:

$$x = \operatorname{argmax}_x P(x | y) \propto P(y | x)P(x) \quad (11)$$

条件概率  $P(x | y) \in (0, 1)$ ,当  $P(x | y)$  越接近于 1 时,重构出来的图像就越接近原图像。在去卷积过程中,假设噪声是高斯噪声,其方差为  $\eta$ ,则最大相似度可以表示为:

$$P(y | x) \propto \exp\left(-\frac{1}{2\eta^2} \|x - C_t y\|^2\right) \quad (12)$$

式中:  $C_t$  为  $n \times n$  卷积矩阵。

为了更符合图像梯度分布,引入梯度图像先验性约束进行描述:

$$P(x) = \exp(-\alpha \| \nabla x \|^{\lambda}) \quad (13)$$

根据式(11)(12)(13),将贝叶斯后沿最大概率求解  $x$  转化为求解:

$$x = \operatorname{argmin}_x \| C_t x - y \|^2 + w \| \nabla x \|^{\lambda} \quad (14)$$

式中:  $w = 2\alpha\eta$  为权重因子;  $\nabla$  表示取图像梯度;等式右边第 1 项为误差项;第 2 项  $\| \nabla x \|^{\lambda}$  为正则化项;  $\lambda$  的取值不同,对复原图像的平滑程度也不同。当  $\lambda=1$  时,即为经典的全变分 TV 模型,该模型能够保持更多的图像细节;当  $\lambda=2$  时,为 Tikhonov 正则化约束,该约束容易导致复原结果过于平滑,丢失过多图像细节;当  $0 < \lambda < 1$  时,为 hyper-Laplacian 先验约束,符合自然图像梯度分布,能够保持尖锐的边缘信息。

#### 3.2 基于贝叶斯的自适应稀疏先验约束条件

稀疏先验约束条件能够带来更好的复原效果,许多学者利用稀疏先验在图像复原过程中进行约束,稀疏正则化的公式为<sup>[14]</sup>:

$$-(|\nabla x|^{d-2} \nabla x + |\nabla^2 x|^{d-2} \nabla^2 x) \quad (15)$$

式中:参数  $d$  用来控制梯度分布形状。

Levin 等<sup>[15]</sup>将参数  $d$  取为固定值 0.8,而在实际的图像复原迭代过程中,随着图像清晰度的提高,重构图像的方差逐渐增大,其对数梯度分布的稀疏度会随之减小。根据图像复原过程中梯度分布的变化特点,提出改进的稀疏先验正则化方法,将控制图像梯度分布形状的参数  $d$  设置为变量,即为可变参数的稀疏先验约束正则化算法,那么改进的正则化约束项可写为:

$$C(\hat{x}_k) = (|\nabla \hat{x}_k|^{-\mu_k} \nabla \hat{x}_k + |\nabla^2 \hat{x}_k|^{-\mu_k} \nabla^2 \hat{x}_k) \quad (16)$$

式中:  $\mu_k$  表示第  $k$  次迭代时控制重构图像梯度分布稀疏度的参数,它在迭代的过程中是逐渐增加的,并且每次迭代的增加量与当前重构图像的方差有关,其表达式如下:

$$\mu_k = \mu_{k-1} + \sqrt{\text{var}(\hat{x}_k)/t} \quad (17)$$

式中:  $\text{var}(\cdot)$  为求方差的函数;  $t$  为一个常数,取值范围一般为(250,350)。

关于初始值  $\mu_0$  的选取,因为稀疏分布的参数  $d$  满足的取值范围为(0,1),所以  $\mu_k$  的取值范围为(1,2),由于  $\mu_k$  在迭代过程中是逐步增大的,因此通常选较小一点的值作为  $\mu_0$  的取值,实验中一般的取值为(0.8,1.5)。

假设函数  $\rho$  表示稀疏分布函数,表达式为  $\rho(z) = |z|^\lambda$ ,本文中  $\lambda$  是一个可变参数。式(14)可以表达成如下形式<sup>[16,17]</sup>:

$$\|y - C_t x\|^2 + w \sum_{i,k} \rho(g_{i,k} \times x) \quad (18)$$

稀疏先验约束选择了图像的少数像素进行求导,而大部分像素保持常数,这样有利于保持图像边缘,抑制图像振铃效应。

### 3.3 稀疏先验自适应图像复原重建算法

稀疏先验约束使图像复原重建问题变成非凸问题,可以使用迭代重加权最小二乘算法(IRLS)进行复原重建后的优化<sup>[18,19]</sup>。此外,由于透镜的色散作用,会导致不同波长光线在相同空间位置产生不同的 PSF。对于给定 3 个颜色通道 SVPSF 的情况下,在每个颜色通道去卷积的过程中可加入信号幅值投影算子对图像信号幅值进行约束,表达式如下:

$$x^* = P_g(x, y) = \begin{cases} a, g(x, y) < a \\ g(x, y), a \leq g(x, y) \leq b \\ b, g(x, y) > b \end{cases} \quad (19)$$

式中:  $a$  和  $b$  为幅值约束的下限和上限;  $P$  为信号幅值投影算子;  $g(x, y)$  为图像初始灰度值。

综上,稀疏先验自适应图像复原算法流程如下所示。

Step1 输入独立 RGB 颜色通点扩散函数  $f_{\{1,2,3\}}$  和模糊图像  $y_{\{1,2,3\}}$ 。

Step2 对单一颜色通道的模糊图像采用自适应稀疏先验分块复原法。

Step2.1 将输入的模糊图像分成  $m \times n$  个大小相等、具有重叠矩形的图像块,得到图像块集合  $\{y_i\}$ 。

Step2.2 对不同图像块提取相应的局部空间不变 PSF,得到 PSF 集合  $\{f_i\}$ 。

Step2.3 对模糊图像块  $y_i$  和相应的  $f_i$  采用稀疏先验自适应去卷积算子(18)复原清晰图像集合  $\{x_i\}$ 。

Step2.4 利用迭代重加权最小二乘算法优化重构得到整幅高质量图像  $g_{\{1,2,3\}}$ 。

Step3 加入幅值投影算子,得到约束重构图像  $x_{\{1,2,3\}}^*$ ,如式(19)所示。

Step4 将不同颜色通道图像进行融合,得到最终清晰彩色图像。

## 4 实验结果及分析

### 4.1 实验测试环境

为了验证简单透镜成像复原重建算法的有效性,采用数字仿真与实际拍摄相结合的方式。实验测试操作系统为 Windows 7(64 位);处理器为 Intel Core i7-4790K;内存为 16 GB;光学软件为 CODEV;算法开发软件为 MATLAB R2015a。

### 4.2 数字仿真模拟实验

采用 CODEV 软件设计由三片透镜组成的简单光学系统,技术指标如下:探测器对角线为 8.59 mm;光学系统的焦距为 100 mm;  $F$  数为 4.0。简单透镜成像系统二维光路如图 7 所示。

通过选取不同场景下的图像细节,将本文算法与传统单一 PSF 去卷积算法进行对比,结果如图 8 和图 9 所示。

实验结果表明,与传统算法相比,采用本文算法能够有效保留图像细节信息。采用峰值信噪比

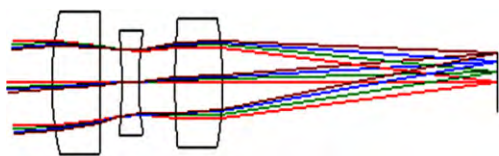


图 7 简单透镜成像系统光路图

Fig. 7 Light path of simple lenses computational imaging system

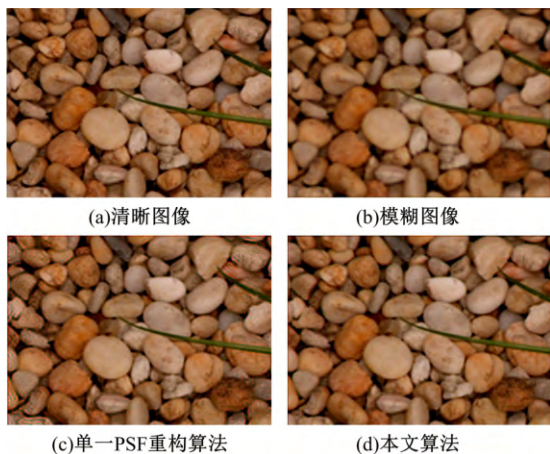


图 8 石头场景去卷积算法结果对比

Fig. 8 Comparison of different deconvolution algorithms in stone scene

(PSNR)和结构自相似度(SSIM)两种客观评价方式评价图像复原质量,结果如表 1 所示。

为了测试算法稳定性,测验了 20 组图像,其平均 PSNR 为 31.3 dB,平均 SSIM 为 0.9587。



图 9 房屋场景去卷积算法结果对比

Fig. 9 Comparison of different deconvolution algorithms in house scene

表 1 不同场景 PSNR 和 SSIM 结果对比

Table 1 Comparison of PSNR and SSIM in different scenes

场景	图像	PSNR	SSIM
房屋	模糊图像	19.8	0.8515
	传统算法	20.7	0.8809
	本文方法	28.2	0.9555
石头	模糊图像	20.5	0.9089
	传统算法	23.1	0.9186
	本文方法	27.3	0.9612

此外,采用不同数量的图像块进行图像复原,所得到的复原结果也不一样。表 2 给出了采用不同数量 PSF 处理图像不同颜色通道的 PSNR 和 SSIM 结果。

表 2 不同分块 PSNR 和 SSIM 结果对比

Table 2 Comparison of PSNR and SSIM in different blocks

PSF	R		G		B		彩色图像	
	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM	PSNR/dB	SSIM		
1	21.0	0.6175	32.9	0.9520	29.4	0.8564	20.7	0.8515
4	24.9	0.9770	32.6	0.8342	28.2	0.6504	23.5	0.8649
9	28.2	0.8304	32.7	0.9650	28.3	0.8369	25.9	0.9423
16	29.7	0.8600	33.6	0.9694	28.4	0.8302	27.0	0.9513
25	30.9	0.8812	34.1	0.9717	28.5	0.8296	28.2	0.9556
36	29.7	0.8736	32.5	0.9516	28.5	0.8291	25.2	0.9375
49	29.7	0.8761	34.3	0.9741	28.7	0.8320	27.2	0.9520

从表 2 可知:由于 PSF 是空间变化的,图像块数量较少时,在图像复原过程中估计的 PSF 会与真实的 PSF 有较大差距。而采用更多图像块进行图像去卷积复原会提高复原质量,但重建时间过长。

### 4.3 实拍图像观测实验

图 10 为简单透镜成像实验测试平台。简单透镜成像系统 SVPSF 测量及图像复原的实验条件为:①光学传递函数测量仪;②可见光条件下;③30 cm 长的导轨以及两个滑动底座;④一片平

凸透镜:厚度为 4.2 mm、焦距为 100 mm、直径为 30 mm;⑤镜头固定架:直径为 30 mm,通光孔径为 25 mm;⑥黑色的遮光绒布,用来代替镜筒,消除杂光影响;⑦CMOS 探测器:对角线长为 8.35 mm,像元尺寸为  $3.75 \mu\text{m} \times 3.75 \mu\text{m}$ ,像元数为  $1937 \times 1097$ ;⑧计算机。



图 10 简单透镜成像实验测试平台

Fig. 10 Test platform of simple lenses computational imaging

单透镜成像图像复原重建的具体实验方案及步骤如下所示。

Step1 利用光学传递函数测量仪测得单透镜部分视场的 LSF 和 MTF。

Step2 通过 LSF、MTF、PSF 三者之间的关系,计算得到上述各视场的 PSF。

Step3 利用插值计算的方法,获取其他视场的 PSF,最终得到单透镜成像系统空间变化的 PSF。

Step4 搭建实验光路,获取单透镜所拍摄到的模糊图像。

Step5 利用自适应稀疏先验分块去卷积算法对实验拍摄得到的模糊图像进行分块复原。

图 11 为实拍图像复原重建结果。由于实际拍摄的图像没有理想高分辨率图像作参考,只能通过主观评价的方式来判断复原图像质量。图 12 为实拍细节复原重建结果。从图 12 中可以看出,复原之后的图像细节信息更加清晰,从而进一步验证了本文算法的有效性。

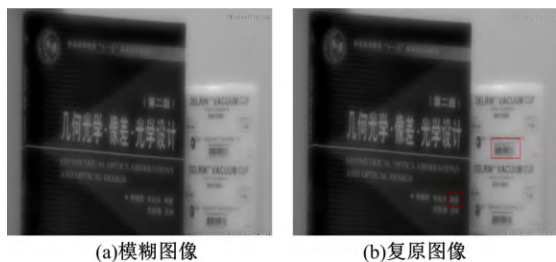


图 11 实拍图像复原重建结果

Fig. 11 Result of image restoration and reconstruction in real condition

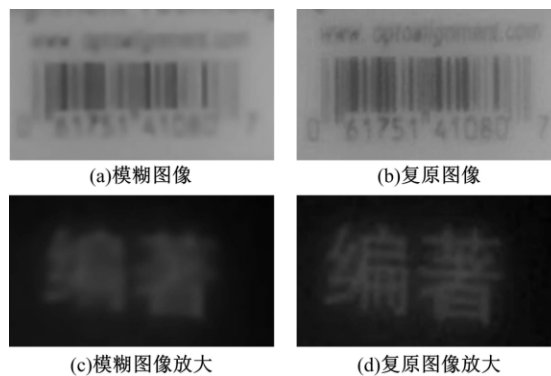


图 12 实拍细节复原重建结果

Fig. 12 Details of image restoration and reconstruction through real condition

## 5 结束语

基于光学系统设计与图像复原重建算法相结合的计算光学成像技术能够在有效降低光学系统设计复杂度的情况下同时获取与复原光学系统媲美的高像质图像。通过数字仿真模拟和搭建实验平台测试两种方式获取简单透镜成像的结果,采用基于自适应稀疏先验的图像分块复原去卷积算法对成像进行复原重建。实验结果表明,本文算法能够有效地重建图像的边缘细节并对振铃效应有很好的抑制作用。

### 参考文献:

- [1] 张宝龙,李丹,张少敬,等. 非球面鱼镜头设计及其畸变校正算法研究[J]. 光学学报,2014,34(12):1222001.  
Zhang Bao-long, Li Dan, Zhang Shao-jing, et al. Design of aspheric fisheye lens and study of distortion correction algorithms[J]. Acta Optica Sinica, 2014,34(12):1222001.
- [2] 史浩东,姜会林,张新,等. 基于矢量像差的自由曲面光学系统像差特性研究[J]. 光学学报,2015,35(12):1208003.  
Shi Hao-dong, Jiang Hui-lin, Zhang Xin, et al. Research on freeform optical system aberration characteristic based on vector aberration[J]. Acta Optica Sinica, 2015,35(12):1208003.
- [3] Xu Xiang-ru, Huang Wei, Xu Ming-fei. Orthogonal polynomials describing polarization aberration for rotationally symmetric optical systems[J]. Optics Express, 2015,23(21):27911-27919.
- [4] 孙崇尚,丁亚林,王德江. 基于计算成像的宽视场高分辨相机研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2013,50(3):030006.

- Sun Chong-shang, Ding Ya-lin, Wang De-jiang. Advances in studies of wide-field high-resolution camera based on computational imaging[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2013, 50(3): 030006.
- [5] 徐树奎, 涂丹, 李国辉, 等. 计算摄影综述[J]. *计算机应用研究*, 2010, 27(11): 4032-4039.
- Xu Shu-kui, Tu Dan, Li Guo-hui, et al. Review of computational photography [J]. *Application Research of Computers*, 2010, 27(11): 4032-4039.
- [6] Raskar R, Tumblin J, Mohan A, et al. Computational photography[J]. *Proc of Eurographics; State of the Art Report(STAR)*, 2006, 1(1): 1-20.
- [7] Nayar S K. *Computational cameras: approaches, benefits and limits*[R]. New York: Department of Computer Science, Columbia University, 2011.
- [8] 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.
- [9] 冯华君, 陶小平, 赵巨峰, 等. 空间变化 PSF 图像复原技术的研究现状与展望[J]. *光电工程*, 2009, 36(1): 1-7.
- Feng Hua-jun, Tao Xiao-ping, Zhao Ju-feng, et al. Review and prospect of image restoration with space-variant point spread function[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2009, 36(1): 1-7.
- [10] 徐明飞, 黄玮. 高数值孔径投影光刻波像差的自动平衡优化[J]. *光学精密工程*, 2015, 23(8): 2143-2148.
- Xu Ming-fei, Huang Wei. Automatic balancing of wavefront aberrations in high-numerical aperture lithographic lenses[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2015, 23(8): 2143-2148.
- [11] Li Wei-li, Liu Yu, Wang Bin, et al. A computational photography algorithm for quality enhancement of single lens imaging deblurring [J]. *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, 2015, 126(21): 2788-2792.
- [12] 陶小平, 冯华君, 雷华, 等. 一种空间变化 PSF 图像分块复原的拼接方法[J]. *光学学报*, 2009, 29(3): 648-653.
- Tao Xiao-ping, Feng Hua-jun, Lei Hua, et al. A splicing method of sectioned restoration algorithm for images with space-variant point spread function [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, 29(3): 648-653.
- [13] Yu Gao-hang, Xue Wei, Zhou Yi. A nonmonotone adaptive projected gradient method for primal-dual total variation image restoration[J]. *Signal Processing*, 2014, 103: 242-249.
- [14] 刘伟豪, 梅林, 蔡炬. 稀疏梯度先验模型的正则化图像复原[J]. *中国图像图形学报*, 2012, 17(12): 1485-1491.
- Liu Wei-hao, Mei Lin, Cai Xuan. Regularized image restoration algorithm on sparse gradient prior model [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2012, 17(12): 1485-1491.
- [15] Levin A, Fergus R, Durand F, et al. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture [J]. *ACM Trans on Graphics*, 2007, 26(3): 70-79.
- [16] 闫河, 闫卫军, 李唯唯. 基于 Lucy-Richardson 算法的图像复原[J]. *计算机工程*, 2010, 36(15): 204-205, 210.
- Yan He, Yan Wei-jun, Li Wei-wei. Image restoration based on Lucy-Richardson algorithm[J]. *Computer Engineering*, 2010, 36(15): 204-205, 210.
- [16] 王新华, 黄玮, 欧阳继红. 多探测器拼接成像系统实时图像配准[J]. *中国光学*, 2015, 8(2): 211-219.
- Wang Xin-hua, Huang Wei, Ouyang Ji-hong. Real-time image registration of the multi-detectors mosaic imaging system[J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(2): 211-219.
- [17] 温雯, 郝志峰, 邵壮丰. 迭代重加权最小二乘法支持向量机快速算法研究[J]. *计算机科学*, 2010, 37(8): 224-228.
- Wen Wen, Hao Zhi-feng, Shao Zhuang-feng. Study on the fast training algorithm of iteratively re-weighted least squares support vector machine[J]. *Computer Science*, 2010, 37(8): 224-228.
- [16] 王新华, 王晓坤. 十亿像素瞬态成像系统实时图像拼接[J]. *中国光学*, 2015, 8(5): 785-793.
- Wang Xin-hua, Wang Xiao-kun. Real time image mosaic of the transient gigapixel imaging system[J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(5): 785-793.