

基于稀疏表示的光场图像超分辨率重建

葛鹏*, 游耀堂

华南理工大学物理与光电学院, 广东 广州 510641

摘要 光场相机通过一次拍照可以同时记录场景的光线信息和方向信息,在三维场景的重建方面和先拍照后聚焦方面有非常广阔的应用前景,但是相比于普通相机,光场相机拍摄的照片清晰度不够。提出一种基于稀疏表示的光场图像超分辨率重建算法,该算法利用光场多视角图像之间的冗余信息对光场图像进行超分辨率重建。首先,选取光场多视角图像的中心图像作为待重建的低分辨率图像;然后,将其他视角的图像及其降采样图像作为字典训练样本,采用稀疏 K-SVD 方法进行训练,获得高、低分辨率字典对;最后,在图像重建过程中,采用改进的高斯 Laplace 算子提取低分辨率图像的特征。实验结果表明,所提改进方法可以恢复更多的图像细节并且大大加快了字典训练的速度。

关键词 图像处理; 超分辨率; 稀疏表示; 字典学习; 光场

中图分类号 TP391.9

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202259.0210001

Super-Resolution Reconstruction of Light Field Images via Sparse Representation

Ge Peng*, You Yaotang

College of Physics and Optoelectronic, South China University of Technology,
Guangzhou, Guangdong 510641, China

Abstract Light field cameras simultaneously capture light intensity and direction information of a scene from a single shot which has potentially very broad applications in the reconstruction of three-dimensional scenes and their focus from previously captured images. However, compared with ordinary cameras, the images captured by light field cameras are not sufficiently sharp, i. e., the spatial resolution of the image is low. In this study, we propose a super-resolution reconstruction algorithm of light field images based on sparse representation. The algorithm used the redundant information from multiview light field images of a scene to reconstruct a high-resolution image. First, the middle image of the multiview light field images was selected as the low-resolution image to be reconstructed. The images from the other views and their down-sampled versions were used as samples for training, wherein the sparse K-singular value decomposition (SVD) method was used to obtain a pair of dictionaries for both high- and low-resolution representations. Finally, an improved Gaussian Laplace method was used to extract features of the low-resolution light field image in the image reconstruction process. Experimental results show that the improved method is capable of recovering more image detail and greatly reduces the time required for dictionary training.

Key words image processing; super resolution; sparse representation; dictionary learning; light field

收稿日期: 2021-01-21; 修回日期: 2021-01-27; 录用日期: 2021-03-05

基金项目: 国家自然科学基金(61805082)

通信作者: *scpge@scut.edu.cn

1 引言

最近,由 Adelson 等^[1]推出的基于光场成像技术的相机作为下一代相机引起广泛关注,光场相机能够同时获得空间中光线分布的空间和角度信息^[2],因此可以在一次拍摄曝光中从多个视角捕捉到一个场景并生成多视角图像。从 Lytro^[3]和 Raytrix^[4]开始,商用光场相机已经展示了它们在单镜头聚焦和 3D 视差方面的能力,主要通过主透镜和图像传感之间插入一块微透镜阵列实现对空间光线四维信息的采集,丰富的信息使其具有广泛的应用,如三维显示^[5]、三维粒子追踪测速^[6]、深度估计^[7]、多目标测距^[8]等。然而,由于传感器分辨率的限制,商用 Lytro 光场相机拍摄的光场图像分辨率往往只有 30 万像素左右,这在手机摄像头已经实现千万像素级别的今天,远远不能满足人们的需求。因此,光场图像的空间超分辨率技术对于光场相机在机器视觉、生物医疗等诸多重要领域的应用至关重要。超分辨率(SR)方法^[9]不仅可以提高光场图像的分辨率,而且成本较低,已经成为光场图像分辨率提升的研究热点。Bishop 等^[10]首先设计了一种变分贝叶斯框架来恢复更多的信息,并对光场图像进行超分辨率重建。同样,在基于极线平面图的亚像素精确视差估计之后,Wanner 等^[11]优化了连续变分框架,以生成一个场景的超分辨率新视图。上述方法都需要对图像进行精确的运动估计和图像配准,这直接影响到重建图像质量的好坏。

Yang 等^[12]在 2010 年将稀疏表示理论应用于图像超分辨重建上;Zeyde 等^[13]在 Yang 等的基础上使用了 K-奇异值分解(SVD)算法^[14],从提取的图像特征中学习字典并通过主成分分析(PCA)降维,该算法去除了冗余步骤,大大简化了算法;陈亚运等^[15]在 Zeyde 等的基础上进一步改进了 K-SVD 算法,使得字典训练速度更快。基于稀疏表示的超分辨率算法目前常用字典构造方法对大量的高分辨率自然图像进行训练,相较于变分贝叶斯等方法,它并不需要对图像进行精确的运动估计和图像配准。

因此,本文将稀疏表示理论应用到光场图像的超分辨率重建上,在 Zeyde 等的基础上提出一种改进的 K-SVD 字典学习算法。通过选取光场多视角图像的中心图像作为待重建的低分辨率图像,将其他视角的图像及其降采样图像作为字典训练样本,用改进的 K-SVD 方法进行训练,获得高、低分辨率字典对,从而充分利用了光场多视角图像之间的有

用信息;在重建阶段采用了改进的高斯 Laplace 算子,充分利用图像的先验特征并提取图像的边缘高频特征,从而获得高分辨率图像。

2 基于 K-SVD 字典学习的超分辨率重建算法

信号稀疏表示理论表明高分辨率信号之间的线性关系可以通过它们的低分辨率信号求出一组基元来恢复。基于此,Yang 等^[12]首次提出了基于稀疏表示的图像超分辨率重建,思想是通过构造一个过完备字典 $D \in \mathbf{R}^{N \times M}$ ($M > N$),图像信号 $\mathbf{x} \in \mathbf{R}^N$ 可由该字典 D 上少量原子的线性组合表示,

$$\mathbf{x} = D\boldsymbol{\alpha}, \quad (1)$$

式中:稀疏系数 $\boldsymbol{\alpha} \in \mathbf{R}^M$ 。基于稀疏表示的超分辨率重建的关键步骤:1)采用什么字典学习算法获得最优的高、低分辨率过完备字典对;2)如何利用得到的高、低分辨率字典对重建高分辨率图像。改进的 K-SVD 字典学习的超分辨率重建算法包含光场多视角图像的特征提取、改进 K-SVD 算法训练字典、利用获得的字典重建低分辨率光场图像 3 个部分。

2.1 训练样本的特征提取

Yang 等^[12]提出的方法在字典训练过程中采用的图像样本是一些和待重建图像不相关的高分辨率图像,这会直接影响重建图像的质量。为了充分利用光场多视角图像之间的有用信息,本文选取光场多视角图像中除了待重建的光场图像之外的其他光场图像 \mathbf{X}_1 及其下采样图像 \mathbf{X}_n 分别作为高、低分辨率字典训练的样本,这样就充分利用了光场多视角图像的特点,可以获得和待重建光场图像相关性更强的字典。对于高分辨率图像的特征提取,将高分辨率图像 \mathbf{X} 减去低分辨率图像 \mathbf{Y} 经双三次插值放大之后的图像 \mathbf{X}_n ,将得到的图像 \mathbf{X}_r 作为高分辨率图像的纹理特征,如图 1 所示。

文献[12]考虑到梯度算子和 Laplace 算子的简单高效性,采用梯度算子和 Laplace 算子提取低分辨率图像的特征。用来提取特征的四个一维滤波器为

$$\begin{cases} \mathbf{O} = [1 & 0 & -1] & \mathbf{O}_1 = \mathbf{O}^T \\ \mathbf{L} = [1 & 0 & -2 & 0 & 1] & \mathbf{L}_1 = \mathbf{L}^T \end{cases} \quad (2)$$

Laplace 算子作为一种优秀的边缘检测算子,广泛应用于边缘检测,但是因为 Laplace 算子对离散点和噪声比较敏感,丢失了对角方向的边缘信息。为了避免图像对角方向信息的丢失同时减小噪声的影响,采用文献[16]中提出的一种改进的高斯 Laplace 算子来提取待重建光场图像的高频特征。

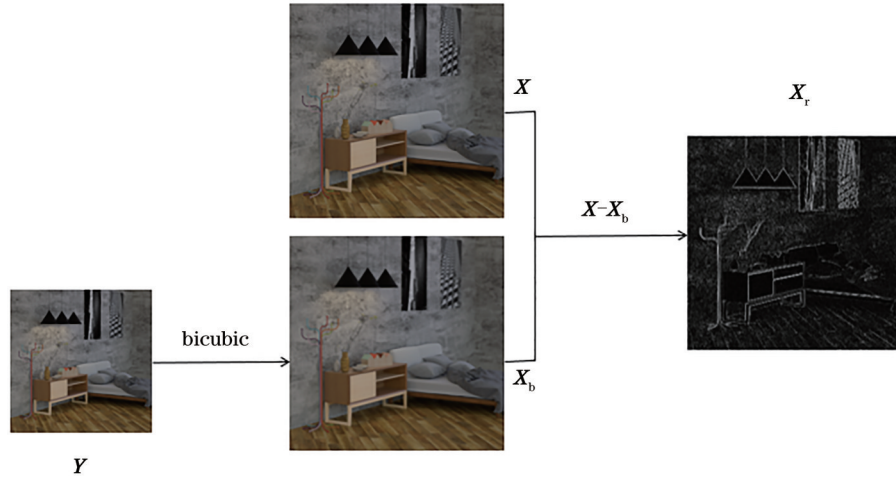


图 1 高分辨率图像的特征提取

Fig. 1 Feature extraction of high resolution images

改进的高斯 Laplace 算子为

$$\begin{bmatrix} 0.0225 & 0.2049 & 0.4203 & 0.2049 & 0.0255 \\ 0.2049 & 1.0821 & 0.0651 & 1.0821 & 0.2049 \\ 0.4203 & 0.0651 & -8 & 0.0651 & 0.4203 \\ 0.2049 & 1.0821 & 0.0651 & 1.0821 & 0.2049 \\ 0.0225 & 0.2049 & 0.4203 & 0.2049 & 0.022 \end{bmatrix} \quad (3)$$

改进的高斯 Laplace 模板^[16]中心点的值为整数,使得边缘检测的效果较好,同时可以获得 16 个方向上的边缘特征,不同类型方向上的权重不相等,保证了在各个方向都能检测到边缘特征。

2.2 稀疏 K-SVD 字典学习

字典构造主要是基于学习的方法,通过对样本数据的学习,构造出过完备字典对目标信号进行稀疏表示^[17]。对于一幅训练样本图像 X ,过完备字典 D 及其对应的系数矩阵 A ,字典学习问题可以描述为

$$D, A = \arg \min_{D, A} \|X - DA\|_2^2 \quad \text{s.t.} \quad \|\alpha_i\|_0 \leq T, \forall i, \quad (4)$$

式中: α_i 表示 A 的第 i 列; T 表示稀疏度。文献[18]提出的稀疏字典模型表明字典 D 的每个原子在某些预先指定的基字典 Φ 上也有自己的稀疏表示,因此字典可以表示为

$$D = \Phi A, \quad (5)$$

式中: A 为原子表示矩阵,假设为稀疏矩阵。固定 Φ 为过完备离散余弦变换(DCT)基,尽管 Φ 可能有任意数量的原子,通过 Φ 中的原子个数和 A 来调整字典 D 的自适应性。将(5)式代入(4)式,可得稀疏字典学习的模型为

$$\Phi, A = \arg \min_{D, A} \|X - \Phi A\|_2^2 \quad \text{s.t.} \quad \|\alpha_i\|_0 \leq T. \quad (6)$$

给定训练样本图像 X ,寻找最优的字典 D 和 A 一般是通过交替优化的方法进行求解的,首先设定一个初始化的字典,利用正交匹配追踪(OMP)算法求解稀疏系数矩阵 A 。然后由得到的稀疏系数通过稀疏 K-SVD 算法对字典原子进行更新,稀疏 K-SVD 算法详细步骤如下所示。

1) 对输入的待训练样本集 X ,设定基字典 Φ 和初始字典稀疏表示 A 的随机生成,并且归一化每个原子,设定迭代次数为 k 。

2) 稀疏表示矩阵 A 的求解:固定 ΦA ,则依据(4)式,可通过 OMP 算法求解图像块 X 在稀疏字典 ΦA 上的稀疏表示矩阵 A 。

3) 稀疏字典系数 A 更新:依据样本集 X 和稀疏系数矩阵 A ,使用 SVD 方法更新稀疏字典系数 A 的所有原子并更新对应的稀疏系数。

4) 根据设定的迭代次数重复步骤 2) 和 3)。

稀疏 K-SVD 算法采用自适应性更强且更高效的字典结构,极大地缩短了字典训练的时长,同时使图像的表达能力更强,从而提高重建图像的质量。

训练低分辨率字典 D_h 。通过改进的高斯 Laplace 提取的低分辨率图像特征,利用稀疏 K-SVD 算法训练出低分辨率字典 D_h 和稀疏系数矩阵 A ,因为高、低分辨率图像块在高、低分辨率字典下有相同的稀疏表示稀疏矩阵 A ,所以求出高分辨率字典 D_h 的表达式为

$$D_h = X_h A^+ = X_h A^+ (\Lambda \Lambda^T)^{-1}, \quad (7)$$

式中: \mathbf{X}_h 表示高分辨率图像块的样本集。

将光场多视角高分辨率图像集 \mathbf{X} 及其降采样低分辨率图像 \mathbf{X}_l 作为高、低分辨率字典训练集, 稀疏 K-SVD 字典学习的步骤为: 1) 利用残差提取的方法获得光场高分辨率图像特征块 $\{x_n\}$; 2) 采用(3)式所示的改进高斯 Laplace 算子提取光场低分辨率图像特征块 $\{x_{ln}\}$; 3) 利用稀疏 K-SVD 算法得到高、低分辨率字典对 \mathbf{D}_h 和 \mathbf{D}_l 。

2.3 稀疏重建过程

通过稀疏 K-SVD 算法获得高、低分辨率字典之后, 对于待重建的低分辨率光场图像 \mathbf{Y} , 采用改进的高斯 Laplace 提取图像特征并划分成大小为 $N \times N$ 的小块 y_i , 然后求出每个图像块在低分辨率字典 \mathbf{D}_l 上的稀疏系数, 表达式为

$$\alpha_i' = \arg \min \|y_i - \mathbf{D}_l \alpha_i\|_2^2 \quad \text{s.t.} \quad \|\alpha_i\|_0 \leq T. \quad (8)$$

得到稀疏系数 α_i' 之后, 计算高分辨率图像块 y_{ih} :

$$y_{ih} = \mathbf{D}_h \alpha_i'. \quad (9)$$

合并所有的高分辨率图像块, 在图像重叠部分取平均值, 最终得到目标高分辨率光场图像 \mathbf{Y}_h 。

$$\mathbf{Y}_h = \mathbf{Y}_b + \left[\sum_k \mathbf{R}_k^T \mathbf{R}_k \right]^{-1} \sum_k \mathbf{R}_k^T y_{ih}, \quad (10)$$

式中: \mathbf{Y}_b 表示 \mathbf{Y} 插值放大之后的图像; \mathbf{R}_k 为块提取算子。

3 实验结果与分析

在 EPFL 光场数据集^[19]上对所提方法进行了一系列测试, 并与 Yang 等^[12]提出的方法、Zeyde 等^[13]提出的方法、超分辨率卷积神经网络 (SRCNN)^[20]、双三次插值方法进行定性定量比较。采用峰值信噪比 (PSNR) 与均方根误差 (RMSE) 评价重建图像的质量。

$$R_{\text{PSNR}} = 10 \times \log_{10} \frac{255^2}{\|\mathbf{r} - \mathbf{s}\|_2^2}, \quad (11)$$

式中: \mathbf{r} 是原高分辨率图像; \mathbf{s} 是重建高分辨率图像。峰值信噪比越大, 说明重建图像质量越好。

$$E_{\text{RMS}}(\mathbf{r}, \mathbf{s}) = \sqrt{\frac{1}{h\omega} \|\mathbf{r} - \mathbf{s}\|_F^2}, \quad (12)$$

式中: h 和 ω 分别是图像横向和纵向像素个数。均方根误差是预测值与真实值偏差平方期望值的算术平方根, 均方根误差越小, 说明重建图像质量越好。

EPFL 光场数据集的角度分辨率为 9×9 , 空间分辨率为 512×512 像素。为了更好地评价所提算法与其他算法重建效果的好坏, 首先选取光场中间视角图像的下采样图像作为待重建的低分辨率图像, 接着对此图像进行超分辨率重建, 再与原始图像进行比较分析。选取其中的三个场景进行超分辨率重建, 高分辨率图像块大小为 9×9 , 重叠 1 个像素, 字典大小为 512, 低分辨率图像块大小为 3×3 , 重叠 2 个像素, 放大倍数为 2。实验使用的仿真软件是 MATLAB2017a, 电脑的 CPU 为 3.00 GHz, 内存为 8 GB。

图 2、图 3、图 4 展示了不同算法对三幅光场图像的超分辨率重建结果。

从图 2、图 3、图 4 中的放大部分可以看出: 插值方法重建的图像边缘模糊, 损失了图像的高频部分信息; 文献[12]和文献[13]提出的算法重建效果相比插值算法更清晰; SRCNN 在重建效果上与文献[13]提出的算法差不多; 所提方法在图像边缘的轮廓清晰度方面较文献[12]提出的算法、文献[13]提出的算法和 SRCNN 略胜一筹, 体现更多的图像细节。重建光场图像的 PSNR 和 RSME 如表 1 和表 2 所示, 可以看出, 所提方法重建图像的 PSNR 比文献[13]提出的算法要高出 0.6~0.8, RMSE 要低 0.15~0.27, 比 SRCNN 略胜一筹。

文献[12]和文献[13]提出的算法通过对同一个图像训练集进行训练得到一个固定的字典, 并通过这个字典对所有低分辨率图像进行重建。而所提方法对低分辨率光场图像重建的字典是通过对比光场多视角图像及其降采样图像进行训练得到的, 也就是说不同的光场图像重建所使用的字典都对应其自身的多视角图像, 这样做的目的是增强待重建光场图像与字典的相关性。所提算法与文献[12]和文献[13]提出的算法的字典训练 (DT) 时长

表 1 不同算法重建的 PSNR

Table 1 PSNR reconstructed by different algorithms

| Image | Bicubic | Method in Ref. [12] | Method in Ref. [13] | SRCNN | Proposed method |
|---------|---------|---------------------|---------------------|-------|-----------------|
| Herbs | 31.5 | 32.3 | 32.7 | 33.1 | 33.4 |
| Boxes | 33.1 | 34.5 | 34.6 | 34.7 | 35.4 |
| Bedroom | 33.0 | 34.1 | 34.7 | 34.9 | 35.2 |

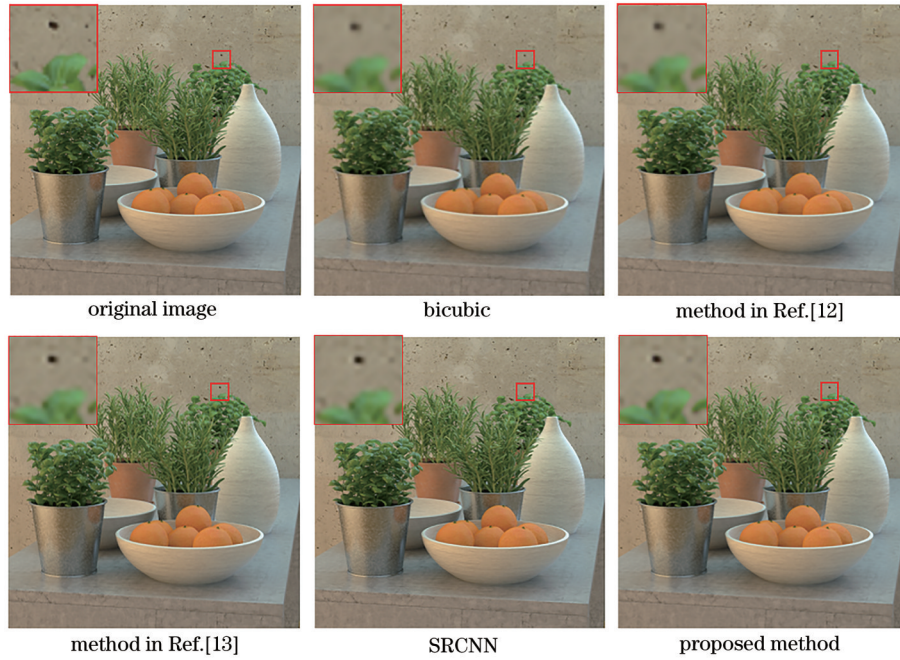


图 2 不同方法对光场图像 herbs 的重建结果

Fig. 2 Reconstructed results of light-field image herbs obtained by different methods

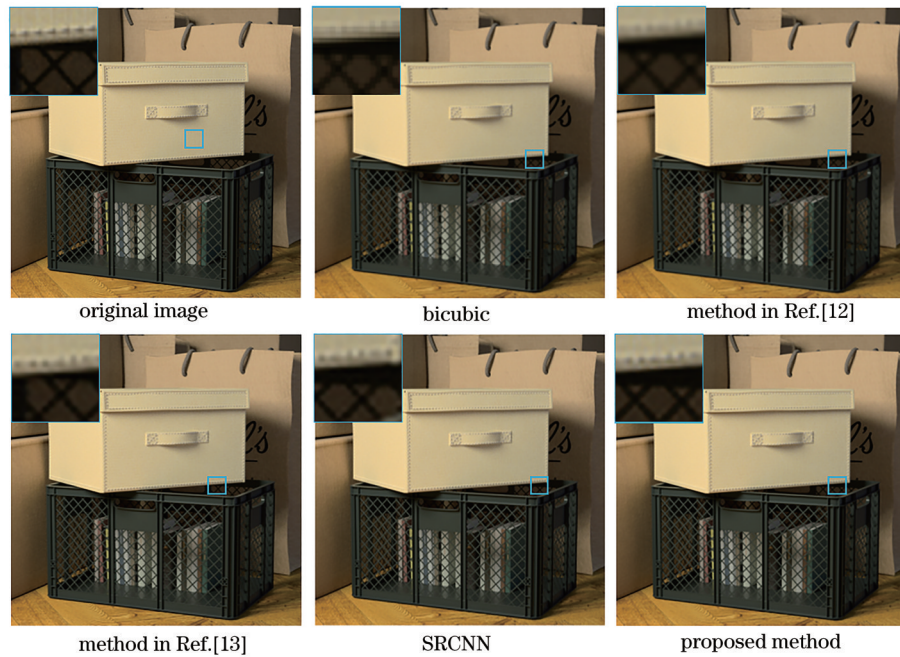


图 3 不同方法对光场图像 boxes 的重建结果

Fig. 3 Reconstructed results of light-field image boxes obtained by different methods

和超分辨率(SR)重建时长如表 3 所示。从表中可以看出,所提改进的稀疏表示算法可以大大提高字

4 结 论

针对光场图像分辨率较低的问题,提出一种基于稀疏表示的改进算法,对光场图像进行超分辨率

字典训练速度和图像重建的速度。

重建。为了充分利用光场多视角图像的特点,选取光场中心图像作为待重建的低分辨率图像,将其他视角的光场图像及其降采样图像作为高、低分辨率字典训练集,获得与待重建图像相关性更强的字典

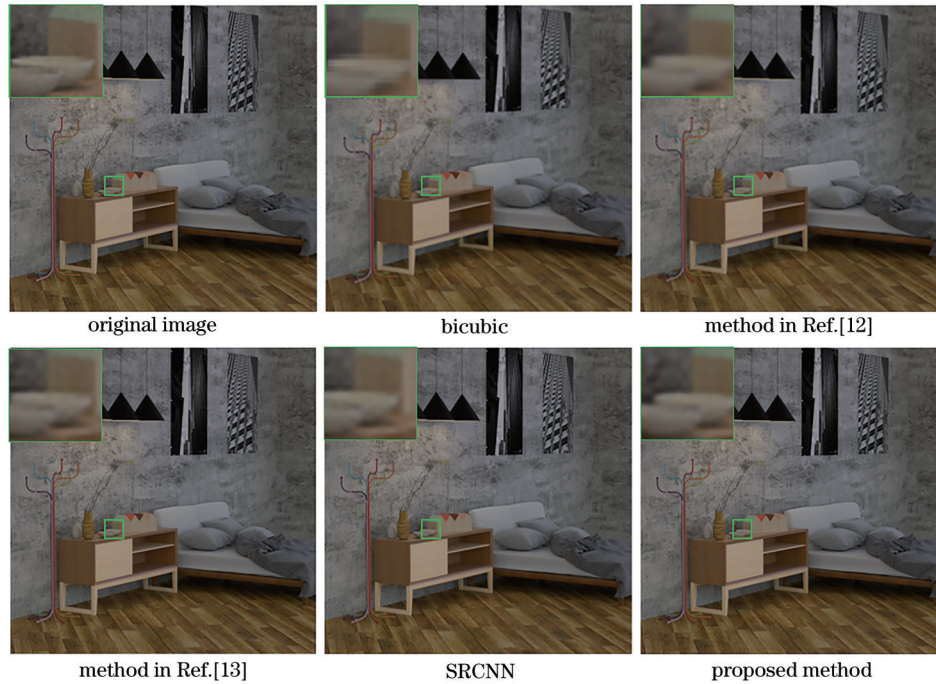


图 4 不同方法对光场图像 bedroom 的重建结果

Fig. 4 Reconstructed results of light-field image bedroom obtained by different methods

表 2 不同算法重建的 RMSE

Table 2 RMSE reconstructed by different algorithms

| Image | Bicubic | Method in Ref. [12] | Method in Ref. [13] | SRCNN | Proposed method |
|---------|---------|---------------------|---------------------|-------|-----------------|
| Herbs | 5.55 | 4.93 | 4.78 | 4.70 | 4.63 |
| Boxes | 4.88 | 4.02 | 3.95 | 3.82 | 3.68 |
| Bedroom | 4.87 | 4.29 | 4.15 | 3.99 | 3.93 |

表 3 不同算法 DT 和 SR 时长对比

Table 3 Comparison of DT time and SR time of different algorithms

unit:s

| Image | Method in Ref. [12] | | Method in Ref. [13] | | Proposed method | |
|---------|---------------------|-------|---------------------|------|-----------------|------|
| | DT | SR | DT | SR | DT | SR |
| Herbs | 15362 | 90.2 | 1025 | 28.3 | 513 | 10.7 |
| Boxes | 14593 | 100.5 | 1195 | 30.1 | 486 | 12.3 |
| Bedroom | 15126 | 95.5 | 1362 | 27.7 | 539 | 10.6 |

对;同时在重建阶段运用了改进的高斯 Laplace 算子提取低分辨率图像的高频特征,提高了重建图像的质量。通过对 EPFL 光场数据集的三幅光场图像进行超分辨率重建,并与文献[12]和文献[13]提出的算法进行比较,结果表明,所提算法重建的图像具有更高的 PSNR 和更低的 RSME。

参 考 文 献

[1] Adelson E H, Bergen J R. The plenoptic function and the elements of early vision[M]//Landy M, Movshon J A. Computational models of visual

processing. Cambridge: MIT Press, 1991: 3-20.

[2] Zheng X X, Zhang Z A. A spatial and angular resolution reconstruction method of light-field image [J]. Computer Knowledge and Technology, 2017, 13 (12): 171-173.

郑祥祥, 张治安. 一种光场图像空间和角度分辨率重建方法[J]. 电脑知识与技术, 2017, 13(12): 171-173.

[3] Lytro. The Lytro camera[EB/OL]. [2021-01-25]. <http://www.lytro.com/>.

[4] Raytrix. 3D light field camera technology[EB/OL]. [2021-01-25]. <http://www.raytrix.de/>.

[5] Shi X, Ai L Y, Yu M, et al. Full-parallax three

- dimensional display based on light field camera[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(7): 0711005.
- 石肖, 艾灵玉, 于森, 等. 基于光场相机的全视差三维显示[J]. *光学学报*, 2020, 40(7): 0711005.
- [6] Liu H F, Zhou W, Cai X S, et al. Three-dimensional particle tracking velocimetry based on light field imaging[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(1): 0111014.
- 刘慧芳, 周骛, 蔡小舒, 等. 基于光场成像的三维粒子追踪测速技术[J]. *光学学报*, 2020, 40(1): 0111014.
- [7] Jeon H G, Park J, Choe G, et al. Accurate depth map estimation from a lenslet light field camera[C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 1547-1555.
- [8] Sun F S, Han X. Multi-objective fast ranging method based on microlens array light field camera[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(8): 0815001.
- 孙福盛, 韩雯. 基于微透镜阵列型光场相机的多目标快速测距方法[J]. *光学学报*, 2019, 39(8): 0815001.
- [9] Park S C, Park M K, Kang M G. Super-resolution image reconstruction: a technical overview[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003, 20(3): 21-36.
- [10] Bishop T E, Zanetti S, Favaro P. Light field superresolution[C]//2009 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), April 16-17, 2009, San Francisco, CA, USA. New York: IEEE Press, 2009.
- [11] Wanner S, Goldluecke B. Spatial and angular variational super-resolution of 4D light fields[M]//Fitzgibbon A, Lazebnik S, Perona P, et al. *Computer vision-ECCV 2012. Lecture notes in computer science*. Heidelberg: Springer, 2012, 7576: 608-621.
- [12] Yang J C, Wright J, Huang T S, et al. Image super-resolution via sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(11): 2861-2873.
- [13] Zeyde R, Elad M, Protter M. On single image scale-up using sparse-representations[M]//Boissonnat J D, Chenin P, Cohen A, et al. *Curves and surfaces. Lecture notes in computer science*. Heidelberg: Springer, 2012, 6920: 711-730.
- [14] Aharon M, Elad M, Bruckstein A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [15] Chen Y Y, Jiang J G, Wang C. Single image super-resolution reconstruction based on sparse K-SVD[J]. *Video Engineering*, 2015, 39(18): 82-85, 102.
- 陈亚运, 蒋建国, 王超. 基于稀疏K-SVD的单幅图像超分辨率重建算法[J]. *电视技术*, 2015, 39(18): 82-85, 102.
- [16] Huang J L, Zou H. The improvement of image edge detection based on Gauss Laplace operator[J]. *Microelectronics & Computer*, 2007, 24(9): 155-157, 161.
- 黄剑玲, 邹辉. 基于高斯Laplace算子图像边缘检测的改进[J]. *微电子学与计算机*, 2007, 24(9): 155-157, 161.
- [17] Kang J M, Sui L C, Li L, et al. Super-resolution reconstruction of remote sensing images based on double-sparse K-SVD dictionary learning[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(16): 187-191.
- 康军梅, 隋立春, 李丽, 等. 基于双稀疏度K-SVD字典学习的遥感影像超分辨率重建[J]. *计算机工程与应用*, 2018, 54(16): 187-191.
- [18] Rubinstein R, Zibulevsky M, Elad M. Double sparsity: learning sparse dictionaries for sparse signal approximation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(3): 1553-1564.
- [19] Honauer K, Johannsen O, Kondermann D, et al. A dataset and evaluation methodology for depth estimation on 4D light fields[M]//Lai S H, Lepetit V, Nishino K, et al. *Computer vision-ACCV 2016. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2017, 10113: 19-34.
- [20] Dong C, Loy C C, He K M, et al. Image super-resolution using deep convolutional networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2016, 38(2): 295-307.