

文章编号 1004-924X(2017)05-1171-07

基于低秩矩阵分解的光场稀疏采样及重构

覃亚丽, 张晓帅*, 余临倩

(浙江工业大学 信息工程学院, 浙江 杭州 310023)

摘要: 光场成像技术中光场的采集和数据的压缩处理是亟待解决的问题。为了实现光场的稀疏采样和恢复, 建立了基于光场低秩结构的压缩采样相机系统, 研究了光场矩阵的结构特征及压缩采样下光场图像的重构问题。根据静态光场各视点图像之间的内容相似性, 将这些图像向量化并按列组合成一个二维矩阵, 该矩阵呈现出低秩或近似低秩的状态。对光场图像矩阵进行低秩分解, 结果表明偏离低秩的部分呈现出很强的稀疏性性质, 低秩和稀疏各自表征不同的数据冗余度。然后, 对基于掩膜的相机采样系统进行随机 Noiselets 变换测量, 鉴于重构过程是一个低秩稀疏相关性约束下的优化求解问题, 采用贪婪迭代求解分别重构出光场矩阵的低秩部分和稀疏部分。仿真结果表明, 重构图像的 PSNR 维持在 25 dB 以上, 且保留了光场视点间的视差信息, 能够满足稀疏采样中对光场图像的要求。

关键词: 计算成像; 光场成像; 低秩稀疏分解; 压缩采样; 图像重构

中图分类号: TN911.74; TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/OPE.20172505.1171

Sparse sampling and reconstruction of compressive light field via low-rank matrix decomposition

QIN Ya-li, ZHANG Xiao-shuai*, YU Lin-qian

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

* Corresponding author, E-mail: xiaoshuai0i26@163.com

Abstract: Collection of light field and compression of data in light field imaging technology are urgent problems which need to be solved. In order to realize sparse sampling and restoration of the light field, a camera system to compress samplings based on low-rank structure of the light field was built for researching structural features of matrix of the light field and the reconstruction of light field images under compressive sampling. According to content similarities between each viewpoint image in static light field, those images were vectorized into a two-dimensional matrix by columns. The matrix presented a low-rank or approximated low-rank state. Low-rank decomposition of image matrix in the light field were finished, which shows that deflective low-rank parts emerge strong sparse properties, and low-rank and sparseness separately represented different data redundancies. Then, the camera sampling system fitted with the mask was measured through sparse random Noiselets conversion. Considering the reconstruction process was an optimization solution problem constrained by low-rank sparse correlation, the greedy iterative solution was adopted to separately reconstruct low-rank parts and sparse parts of light field matrix. The simulation result shows that the PSNR of

收稿日期: 2016-07-21; 修订日期: 2016-08-16.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (No. 61675184, No. 61275214, No. 61405178, No. 61205121)

reconstructed image that keeps disparity information among viewpoints of the light field maintains over 25 dB, thus meeting the requirement of sparse sampling for images of light field.

Key words: computational imaging; light field imaging; low rank and sparse decomposition; compressive sampling; images reconstruction

1 引言

所谓“计算”成像,是指将光学成像系统的设计与后置的图像重构算法相结合,设计记录视觉信息的成像系统,以克服传统成像方法的局限,扩展光学系统的成像能力,使成像不仅能满足人们的视觉需求,而且能全方位地捕捉真实世界的场景信息^[1-2]。全光函数用于表征空间分布的几何光线,能够记录空间位置、方向、波长、时间等 7 个维度的信息。光场成像作为一种新的计算成像技术,不仅记录落在每个感光单元所有光线的总和,还旨在测定每条入射光线的强度和方向。根据这些信息就可以生成在那一刻进入相机视野的每一个可能的图像。然而为了渲染出接近于真实世界的场景,采集的物体光场必须足够密,否则就会产生偏差,因此全光采样会产生上亿字节的数据量。光场成像系统中数据的采集、存储和计算面临着很大的挑战,也限制了光场技术的实际应用。

由于高维的视觉信号一般都是冗余的,可以利用有限的低维结构信息对它进行合理的表示、处理与分析。近年来,在高维信号处理、优化与运筹学、矩阵分析等领域研究成果的基础上,诞生了一系列新的理论,包括压缩感知理论、矩阵填充理论等。这些理论充分利用高维数据固有的低复杂度,对它形成有效的降维表示,通过较少的观测量可以精确地计算并重构出原始数据。

不同于传统的奈奎斯特采样,压缩感知理论利用信号在变换域的稀疏性可以大大减少数据的观测量,在解码端能保证良好的计算重构效果。图像、视频等信号均可以通过稀疏约束下的优化问题,从少量的测量数据中重构出高质量的信号。光场与压缩感知的碰撞也产生了一些研究成果,麻省理工大学(MIT)的 Marwah K^[3]设计出了一种基于编码掩膜和冗余字典训练的光场压缩成像系统,SHI L 等人^[4]则利用光场在连续傅里叶域的稀疏性实现了光场的四维重构。瑞士洛桑联邦理工学院(EPFL)的 LTS2 实验室致力于相关图像集的压缩编码与重构,其中 Kamal M^[5-6]相继提出了光场外极面图像结构特征驱动的压缩图像

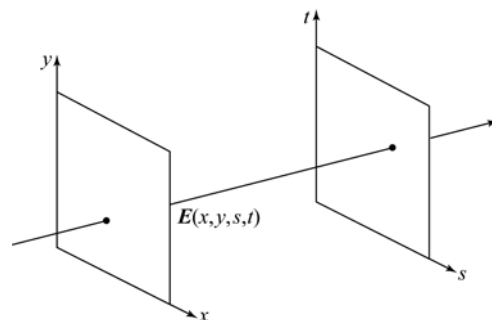
重构和一种联合低秩与稀疏约束下的光场压缩重构模型。

光场图像可以视作是在密集的不同视点处对同一场景取景所得,图像间的结构内容相似性很高,将这些图像向量化按列组合成一个二维矩阵,该矩阵会呈现出低秩或近似低秩的状态。在压缩感知理论的框架下,对光场数据进行随机的压缩测量,重构过程是相关性约束下的最优求解问题,而目前相关报道主要集中在光场的稀疏相关性上。本文提出了一种基于低秩与稀疏分解的光场压缩重构方法。与文献[6]不同,该方法不对光场矩阵进行稀疏性约束,而是对光场分解得到的稀疏部分进行约束,分别重构出光场矩阵的低秩分量和稀疏分量。仿真结果表明,重构光场保留了图像间的视差信息,能够满足图像的重构精度要求。

2 光场的低秩性

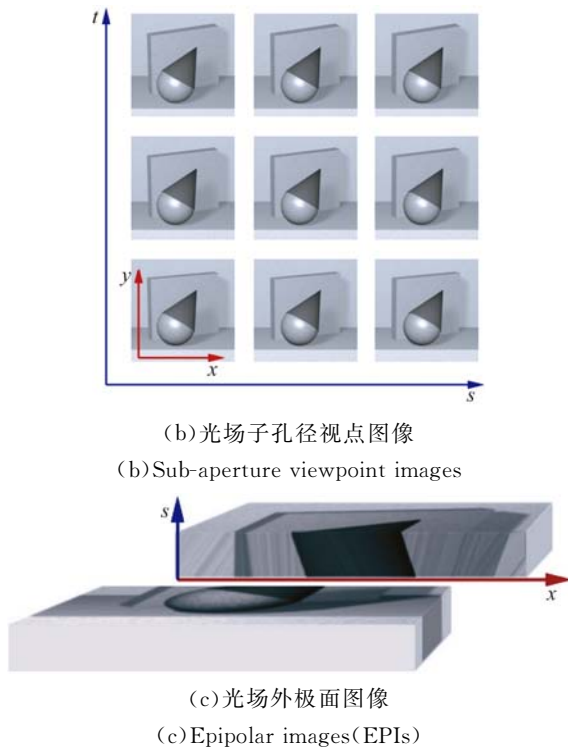
2.1 光场的结构特征

根据光场渲染理论,空间中携带强度和方向信息的任意光线都可以用 2 个平行的平面来参数化表示。如图 1(a)所示,光线与 xy 、 st 两个平面相交于两点形成四维的全光函数 $\mathbf{E}(x, y, s, t)$, $\mathbf{E}(x, y, s, t)$ 即为光场的一次采样。光场数据可视化的一种方式就是固定全光函数中的两个维度,让函数随另外两个维度变化组成图像集。常见的光场可视化有子孔径视点图像和外极面图像两种。



(a) 光场双平面参数化表示

(a) Double plane parameterization of light field



(b)光场子孔径视点图像
(b)Sub-aperture viewpoint images
(c)光场外极面图像
(c)Epipolar images(EPIs)

图 1 光场参数化表示与可视化

Fig. 1 Parameterization and visualization of light field

光场数据的可视化图像如图 1(b)所示,可以看出静态光场各视点图像之间存在微弱视差,具有极高的内容相似性,而外极面图像(见图 1(c))可以理解为由视点图像堆叠形成的三维体数据的切割图像,它由一些倾斜的线段组成,反映了视点图像间存在的视差。在场景不存在环境光遮蔽的情况下,外极面图像反映出各视点图像间有着相对平滑的变化,这意味着如果把光场图像向量化展开并按列组合成二维图像矩阵,那么该矩阵的秩相比矩阵最大的秩(视点个数)要小,即光场数据结构是低秩的。光场除了在空间域图像冗余性外,在角度域也存在很高的冗余。

2.2 光场的低秩稀疏分解

光场数据结构是低秩的,然而并不是所有的光场都能完美地表示成低秩结构。低秩矩阵分解理论指出,一般的数据矩阵会同时包含结构信息和噪声,因此可以将矩阵分解为两个矩阵相加。其中,一个矩阵是低秩的(内部有一定的结构信息,行或列之间线性相关),另一个是稀疏的(含有噪声,噪声是稀疏的)。对于低秩数据观测矩阵 \mathbf{X} ,假如 \mathbf{X} 受到随机噪声的影响,则 \mathbf{X} 的低秩性就会遭到破坏而变成满秩的,所以有必要将 \mathbf{X} 分解成包含其真实结构的低秩矩阵 \mathbf{L} 和稀疏噪声

矩阵 \mathbf{S} 之和,即有:

$$\min_{L, E} \text{rank}(L) + \mu \| S \|_0 \text{ s. t. } \mathbf{X} = \mathbf{L} + \mathbf{S} \quad (1)$$

矩阵的低秩稀疏分解也称作鲁棒的主成份分析(Rubust Principal Component Analysis,RPCA)。如图 2 所示,对一组角度分辨率为 16×16 的光场 \mathbf{E} 进行矩阵奇异值分解,得到 $\text{rank}=5$ 的低秩近似 $\hat{\mathbf{L}}$ 和稀疏部分 $\hat{\mathbf{S}}$,定义误差值为:

$$\text{Error} = \| \mathbf{E} - (\hat{\mathbf{L}} + \hat{\mathbf{S}}) \|_2 / \| \mathbf{E} \|_2 \quad (2)$$

分解结果显示,光场图像偏离低秩的部分呈现出很强的稀疏性,稀疏部分反映出光场视点间的视差信息、场景的运动信息及采样噪声等。误差值随 rank 的变化如图 3 所示。



图 2 光场的低秩与稀疏分解

Fig. 2 Low-rank and sparse matrix decomposition of light field

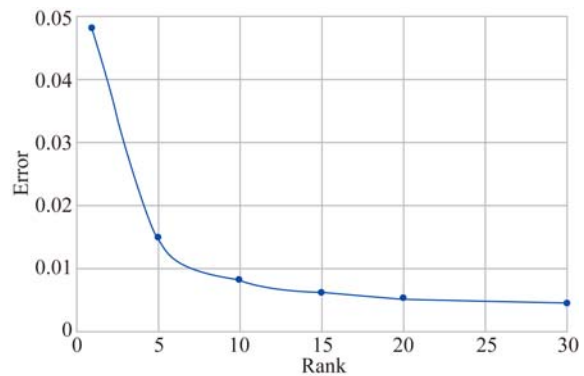


图 3 误差值随 rank 的变化曲线

Fig. 3 Variation of error with rank

3 光场的稀疏采样及重构

3.1 光场与压缩感知

压缩感知理论是一种降维采样理论,它认为只要信号在某个域上是稀疏的或是可压缩的,就可以利用一个与变换基不相关的测量矩阵把稀疏后的高维信号投影到一个低维空间上,然后利用信号稀疏的约束性条件,通过一定的算法优化模型精确重构原始信号。 N 维原始信号 $x \in \mathbf{R}^N$,其

降维测量值 $y \in \mathbf{R}^M$ 表示为:

$$y = \Phi x + z = \Phi \Psi s + z, \quad (3)$$

其中: Φ 为线性观测矩阵, $\Psi \in \mathbf{R}^{N \times N}$ 为稀疏基矩阵, s 为稀疏系数, z 为测量噪声。重构求解问题转为稀疏约束下寻求欠定方程最稀疏解的优化问题, 即:

$$\arg \min_{x \in \mathbf{R}^N} \|s\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \|y - \Phi x\|_2 \leq \epsilon, \quad (4)$$

传统相机采集的传感器图像是入射光场在角度域的积分图像, 只记录了光场的空间强度信息而丢失了光场角度域的信息, 即有:

$$F(x, y) = \iint \mathbf{E}(x, y, s, t) ds dt, \quad (5)$$

光场成像作为一种新的计算成像技术, 记录全光函数在传播过程中的四维位置和方向信息, 相比只记录二维图像的传统成像方式多出两个维度。Veeraraghavan A^[7] 发现在相机镜头和传感器之间加入一层编码的衰减掩膜, 可以对入射光场进行光学调制, 掩膜使传感器可以记录光场角度域的信息, 之后通过线性或非线性算法进行光场恢复, 即:

$$F(x, y) = \iint \mathbf{E}(x, y, s, t) f(x, y, s, t) ds dt, \quad (6)$$

其中 $f(x, y, s, t)$ 为掩膜的调制函数。将式(6)变换为离散形式, 对二维光场矩阵 $\mathbf{E} \in \mathbf{R}^{n \times p}$ 进行非相关的随机编码, 测量得到 m 次光场压缩测量向量 $\mathbf{Y}, \mathbf{Y} = \Phi \mathbf{E}$, 采样数 m 远小于 $n \times p$ 。

随机测量矩阵的一大优势是可使测量系统具有通用性, 仅在重构信号时考虑稀疏矩阵的选择。然而, 对于大规模的图像信号, 其相应的随机测量矩阵所需的存储空间巨大, 测量过程的计算复杂度较高, 测量系统难以实现。第一种解决方案是依据分块压缩感知理论, 将图像分成大小相同互不重叠的图像块, 产生相应的块随机测量矩阵进行测量, 由于分块尺寸较小, 存储测量矩阵所需的空间和计算复杂度均较低。另一种方案就是采用具有快速变换算法的测量矩阵构建测量系统, 例如随机扰乱傅里叶矩阵和结构化随机矩阵等, 在测量信号时不必构造测量矩阵, 只进行等价的快速信号变换, 即:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}(\mathbf{E}), \quad (7)$$

式中 $\mathbf{A}(\cdot)$ 代表测量算子, 用于解决存储量和计算复杂度的问题。测量算子 $\mathbf{A}(\cdot)$ 可以表示为矩阵形式:

$$\mathbf{Y} = \tilde{\mathbf{A}} \mathbf{E}_{\text{vec}}, \quad \tilde{\mathbf{A}} \in \mathbf{R}^{m \times np}, \quad (8)$$

其中: \mathbf{E}_{vec} 表示向量化的矩阵 \mathbf{E} , $\tilde{\mathbf{A}}$ 为测量算子 $\mathbf{A}(\cdot)$ 对应的压缩采样矩阵。这里使用具有快速变换算法的随机 Noiselets 变换^[8] 构建测量系统, 为了使测量系统不失通用性, 在进行变换之前将原始信号进行有规则的扰乱, 变换后再随机下采样 m 个测量值。光场的重构过程是一个低秩稀疏相关性约束下的优化求解问题。

3.2 基于低秩稀疏分解的光场压缩重构

基于光场矩阵的低秩性与稀疏性, 本文建立了低秩稀疏约束下的光场压缩测量重构模型, 从低维测量数据 \mathbf{Y} 中重构原始光场图像序列:

$$\min_{L, S} \|\mathbf{Y} - \mathbf{A}(\mathbf{L} + \mathbf{S})\|_2 \quad \text{s. t.} \quad \text{rank}(\mathbf{L}) \leq r, \quad \|\mathbf{S}_{\text{vec}}\|_0 \leq K, \quad (9)$$

其中: $\mathbf{L} \in \mathbf{R}^{n \times p}$, 为光场矩阵的低秩部分; $\mathbf{S} \in \mathbf{R}^{n \times p}$, 用于表示偏离低秩部分的稀疏矩阵。

采用贪婪算法 SpaRCS^[9] 求解重构模型, 该算法的基本思想是通过迭代的方法依次找出待重构信号的支撑, 基于某种贪婪准则一次求出一个或多个待估计信号。SpaRCS 算法采用压缩采样匹配追踪算法 CoSaMP 的贪婪准则选取更新支撑, 设 \mathbf{A}^* 为测量算子 \mathbf{A} 的伴随, SpaRCS 在每次迭代中首先计算待估信号 b 的代理信号 $\mathbf{P} = \mathbf{A}^*(\mathbf{A}(b))$, 矩阵低秩部分 \mathbf{L} 和稀疏部分 \mathbf{S} 依次迭代, 迭代步长分别为矩阵的秩 r 和向量的稀疏度 K , 迭代过程分别增加 $2r$ 和 $2K$ 个支撑。将它们与前次逼近解的支撑作为当次候选支撑集, 再利用最小二乘法获取最优解, 估计出最优的低秩分量 $\hat{\mathbf{L}}$ 和稀疏分量 $\hat{\mathbf{S}}$ 。详细的 SpaRCS 算法迭代过程如表 1 所示。

表 1 SpaRCS 算法流程

Tab. 1 Flowchart of SpaRCS for sparse and low-rank decomposition

SpaRCS 算法: $(\hat{\mathbf{L}}, \hat{\mathbf{S}}) = \text{SpaRCS}(b, \mathbf{A}, \mathbf{A}^*, \mathbf{K}, r, \epsilon)$

输入参数: $k \leftarrow 1, \hat{\mathbf{L}} \leftarrow 0, \hat{\mathbf{S}} \leftarrow 0, \Psi_L \leftarrow \varphi, \Psi_S \leftarrow \varphi, \omega_k \leftarrow b$;
当 $\|\omega_{k-1}\|_2 \geq \epsilon$ 时, 如下迭代:

1. 计算信号代理: $\mathbf{P} \leftarrow \mathbf{A}^*(\omega_{k-1})$
2. 支撑集更新: $\hat{\Psi}_L \leftarrow \text{svd}(\mathbf{P}; 2r); \hat{\Psi}_S \leftarrow \text{sup } p(\mathbf{P}; 2K)$;
3. 合并支撑集: $\hat{\Psi}_L \leftarrow \hat{\Psi}_L \cup \Psi_L; \hat{\Psi}_S \leftarrow \hat{\Psi}_S \cup \Psi_S$
4. 最小二乘法估计:

$$\mathbf{B}^L \leftarrow \hat{\Psi}_L^T (b - \mathbf{A}(\hat{\mathbf{S}}_{k-1})); \mathbf{B}^S \leftarrow \hat{\Psi}_S^T (b - \mathbf{A}(\hat{\mathbf{L}}_{k-1}))$$

5. 支撑剔除: $(\hat{\mathbf{L}}_k, \Psi_S) \leftarrow \text{svd}(\mathbf{B}^L; r)$;

$$(\hat{\mathbf{S}}_k, \Psi_S) \leftarrow \text{sup } p(\mathbf{B}^S; \mathbf{K})$$

6. 残差更新: $\omega_k \leftarrow b - \mathbf{A}(\hat{\mathbf{L}}_k + \hat{\mathbf{S}}_k), k \leftarrow k + 1$

输出结果: $\hat{\mathbf{L}} = \hat{\mathbf{L}}_{k-1}; \hat{\mathbf{S}} = \hat{\mathbf{S}}_{k-1}; \hat{\mathbf{E}} = \hat{\mathbf{L}} + \hat{\mathbf{S}}$

4 仿真结果与分析

本文选取斯坦福大学光场图像集 Jelly Beans 和 Lego Knights 分别进行仿真实验,其目的是恢复出光场的全部视点图像集。对原始光场分辨率进行调整,其中 Jelly Beans 光场的空间分辨率 n 为 512×256 ,Lego Knights 光场的空间分辨率为 256×256 ,光场的角度分辨率 p 均为 16×16 ,即光场包含 256 张不同的视点图像。对原始光场数据进行随机扰乱的 Noiselets 变换测量,采样率设为 0.4,输入参数值,秩 $r=16$,稀疏度 $K=0.04$ np。从仿真结果中随机选取其中两个视点位置的重构图像,分别如图 4 和图 5 所示。以峰值信噪比 (Peak Signal to Ratio,PSNR) 作为图像重构质量的定量评判标准,PSNR 越大意味着失真越小。

从仿真结果可以看出,重构光场保留了视点间水平和垂直方向的视差信息(标注线),针对结构纹理较复杂的场景算法的重构质量会下降。采样率不变的情况下,改变算法的输入参数秩 r 和稀疏度 K ,重构图像 PSNR 的变化情况参见表 2,重构的光场图像 PSNR 维持在 25 dB 之上,基本满足重构精度的要求。

表 2 采样率不变,PSNR 值随 K 和 r 的变化

Tab.2 Variation of PSNR with K and r

K/np	r			
	8	16	32	64
0.04	37.90	39.60	36.86	33.26
0.08	32.85	32.70	30.49	27.96

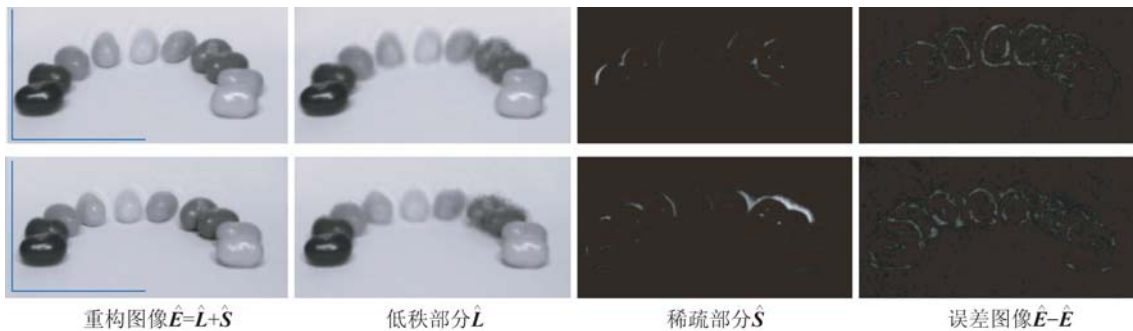


图 4 Jelly Bean 光场(1, 1)、(8, 16)视点的重构图像,PSNR 分别为 39.22 dB(上),39.60 dB(下)

Fig.4 Reconstructed images of viewpoints (1,1) and (8,16) in Jelly Bean light field with PSNRs of 39.22 dB(up) and 39.60 dB(down) respectively

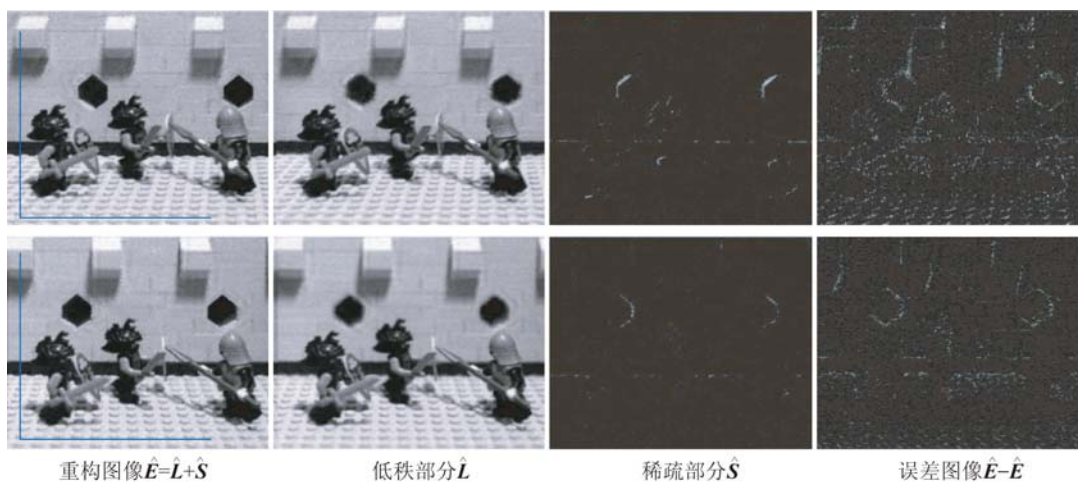


图 5 Lego Knights 光场(1, 1)、(8, 16)视点的重构图像,PSNR 分别为 25.81 dB、26.74 dB

Fig.5 Reconstructed images of viewpoints (1,1) and (8,16) in Lego Knights light field with PSNRs of 25.81 dB(up) and 26.74 dB(down) respectively

5 结 论

光场数据的获取为计算成像提供了很多新的发展方向,如自由视点电视、VR 虚拟现实等,光场数据的处理和传输计算成像研究的关键问题。光场数据是冗余的,不仅体现在变换基下的稀疏性,还体现在数据结构的低秩性,本文应用光场矩阵分解下的低秩和稀疏相关性约束,对基于掩膜

的相机系统进行稀疏光场采样,恢复出原始的光场视点图像集。仿真结果表明,图像的重构精度良好,PSNR 维持在 25 dB 之上,光场重构模型保留了光场视点间的视差信息,但对于一些大范围、高动态的光场数据的重构效果较差。光场矩阵的低秩性同样可以应用在光场图像的去噪和光场的立体显示中,更多光场的结构先验信息可以被挖掘并应用在未来光场图像的处理过程中。

参考文献:

- [1] LEVOY M. Light fields and computational imaging [J]. *Computer*, 2006, 39(8):46-55.
- [2] CANDE E J, WAKIN M B. An introduction to compressive sampling [J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2):21-30.
- [3] MARWAH K, WETZSTEIN G, BANDO Y, et al.. Compressive light field photography using overcomplete dictionaries and optimized projections [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2013, 32(4):46.
- [4] SHI L X, HASSANIEH H, DAVIS A, et al.. Light field reconstruction using sparsity in the continuous Fourier domain [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2014, 34(1): 12.
- [5] KAMAL M H, GOLBABAEE M, VANDERGHEYNST P. Light field compressive sensing in camera arrays [C]. *Proceedings of 2012 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, 2012:5413-5416.
- [6] KAMAL M H, VANDERGHEYNST P. Joint low-rank and sparse light field modelling for dense multiview data compression [C]. *Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, IEEE, 2013:3831-3835.
- [7] VEERARAGHAVAN A, RASKAR R, AGRAWAL A, et al.. Dappled photography: mask enhanced cameras for heterodyned light fields and coded aperture refocusing [J]. *ACM Transactions on Graphics*, 2007, 26(3):69.
- [8] COIFMAN R, GESHWIND F, MEYER Y. Noiselets [J]. *Applied and Computational Harmonic Analysis*, 2001, 10(1):27-44.
- [9] WATERS A E, SANKARANARAYANAN A C, BARANIUK R G. SpaRCS: Recovering low-rank and sparse matrices from compressive measurements [C]. *Advances in Neural Information Processing Systems 24*, NIPS, 2011:1089-1097.
- [10] 刘永春, 龚华军, 沈春林. 基于掩膜的光场采集与重建的研究[J]. *光学学报*, 2014, 34(8):0810001.
- [11] LIU Y CH, GONG H J, CHEN CH L. Research of light field acquisition and reconstruction based on mask [J]. *Acta Optica Sinica*, 2014, 34(8): 0810001. (in Chinese)
- [12] OTAZO R, CANDÈS E, SODICKSON D K. Low-rank plus sparse matrix decomposition for accelerated dynamic MRI with separation of background and dynamic components [J]. *Magnetic Resonance in Medicine Official Journal of the Society of Magnetic Resonance in Medicine*, 2015, 73(3):1125-1136.
- [13] KAMAL M H, HESHMAT B, RASKAR R, et al.. Tensor low-rank and sparse light field photography [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2016, 145: 172-181.
- [14] 马坚伟, 徐杰, 鲍跃全, 等. 压缩感知及其应用:从稀疏约束到低秩约束优化[J]. *信号处理*, 2012, 28(5): 609-623.
- [15] MA J W, XU J, BAO Y Q, et al.. Compressive sensing and its application: from sparse to low-rank regularized optimization [J]. *Journal of Signal Processing*, 2012, 28(5):609-623. (in Chinese)
- [16] 沈燕飞, 朱珍民, 张勇东, 等. 基于秩极小化的压缩感知图像恢复算法[J]. *电子学报*, 2016, 44(3): 572-579.
- [17] SHEN Y F, ZHU ZH M, ZHANG Y D, et al.. Compressed sensing image reconstruction algorithm based on rank minimization [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2016, 44(3):572-579. (in Chinese)
- [18] 敬朝阳, 杨晓梅, 王郁雨. 基于稀疏与低秩的核磁共振图像重构算法[J]. *计算机应用研究*, 2015, 32(3): 942-945.

JING ZH Y, YANG X M, WANG X Y. Low-rank and sparsity-based MRI reconstruction algorithm [J]. *Application Research of Computers*, 2015, 32(3): 942-945. (in Chinese)

[16] WANNER S, MEISTER S, GOLDLUECKE B.

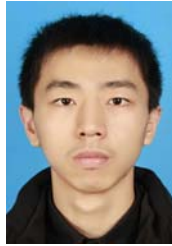
Datasets and Benchmarks for Densely Sampled 4D Light Fields [M]//BRONSTEIN M, FAVRE J, HORMANN K. *Vision, Modeling, and Visualization*. The Eurographics Association, 2013.

作者简介:



覃亚丽(1963—),女,四川成都人,博士,教授,硕士生导师,1985年于四川大学获得学士学位,1988年于西安光学精密机械研究所获得硕士学位,1997年于天津大学获得博士学位,主要从事光通信与光传感、时空光孤子与非线性光学、光学信号处理方面的研究。E-mail: ylqin@zjut.edu.cn

通讯作者:



张晓帅(1993—),男,河南濮阳人,硕士研究生,2014年于河南理工大学获得学士学位,主要研究方向为图像处理和光场压缩传感。E-mail: xiaoshuai0i26@163.com