基于字典学习的稠密光场重建算法*

夏正德[1)] 宋娜[1)] 刘宾[2)†] 潘晋孝[2)] 闫文敏[3)] 邵子惠[4)]

1）（中北大学理学院，信息探测与处理山西省重点实验室,太原 030051）

2）（中北大学信息与通信工程学院，信息探测与处理山西省重点实验室,太原 030051）

3）(瞬态冲击技术重点实验室，北京 102202)

4）（32178 部队，北京 100220）

摘 要

相机阵列是获取空间中目标光场信息的重要手段，采用大规模密集相机阵列获取高角度分辨率光场的方法增加了采样难度和设备成本，同时产生的大量数据的同步和传输需求也限制了光场采样规模。为了实现稀疏光场采样的稠密重建，本文基于稀疏光场数据，分析了同一场景多视角图像的空间、角度信息的关联性和冗余性，建立了有效的光场字典学习和稀疏编码数学模型，并根据稀疏编码元素间的约束关系，建立了虚拟角度图像稀疏编码恢复模型，提出了变换域稀疏编码恢复方法，并结合多场景稠密重建实验，验证提出方法的有效性。实验结果表明，本文方法能够对场景中的遮挡、阴影以及复杂的光影变化信息进行高质量恢复，可以用于复杂场景的稀疏光场稠密重建。本研究实现了线性采集稀疏光场的稠密重建，未来将针对非线性采集稀疏光场的稠密重建进行研究，以推进光场成像在实际工程中的应用。

关键词：光场，字典学习，稀疏编码，稠密重建

PACS： 42.30.-d, 42.30.Va

* 瞬态冲击技术重点实验室基金（批准号：614260603030817)、山西省青年科技研究基金(批准号：201901D211275)资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: liubin414605032@163.com

最新录用

1 引 言

稠密光场对场景光线的离散化程度高，视差连续性好，获取的场景信息更加丰富，但是光场的稠密程度与相机阵列的规模成正比，这就限制了光场成像技术在工程中的应用，因此有必要设计新的光场稠密重建算法，提高光场的角度分辨率，在相机阵列规模有限的条件下，获取满足应用条件的多角度光场。

目前，光场稠密重建主要包括基于压缩感知[1,2]，视角合成[3,4,5]和深度学习[6]的稠密重建方案。基于压缩感知的稀疏光场重建方案，提供了一种比奈奎斯特采样定理更有效的稀疏信号采集框架[7]，减少了光场采集所需的相机数量，但是该方案由于编码掩膜对光线的阻碍作用损失了部分光信号的强度信息，导致重建的图像信噪比较低，光场质量下降。基于视角合成的方案包括基于模型的视角合成（Mode-Based Rendering, MBR）和基于图像的视角合成（Image-Based Rendering, IBR）方法。由于复杂场景建模困难，MBR 仅适应于简单场景。对于 IBR，由于存在平移、遮挡等因素，使得部分场景信息丢失，深度图求取不准确，从而产生“空洞”[8]和裂纹[9,10]，被遮挡目标由于颜色无法获取使得合成图像产生失真。基于深度学习的稠密重建方法利用光度立体技术进行虚拟视角表面重建取得了很好的效果，但是需要大规模稠密采样的数据集，网络泛化能力差，而且该技术在光场稠密重建中应用困难[6]。虽然现有方法都能完成光场稠密重建，但是由于自身算法限制均不能够很好的适用实际应用的需求。

鉴于此，本文从压缩感知的基本原理出发，分析了光场图像数据间的冗余特性[11]，自然场景在本质上存在的稀疏结构特性，充分利用光场全局与局部的空间——角度约束关系，提出了一种基于过完备字典学习的稀疏光场稠密重建算法。

最新录用

将本文算法应用到各种场景的稠密重建中，结果表明算法能够有效地对虚拟视角进行恢复，提高光场角度分辨率。

2 基本原理

2.1 稀疏采样光场的稠密重建原理

根据光场成像的基本原理可知空间场景光场是对目标光辐射的方向、强度和光谱等信息的参数化表示，反映了光辐射在三维空间中的位置分布与传播方向之间的映射关系，是三维空间中光线集合的完备表示[12,13]。特定场景光场信号具有完备性，在空间和角度上又具有冗余性，根据压缩感知的基本原理[14]，可以将其投影到一个低维稀疏空间中，稀疏编码的低维数据能更好地反映原始数据的本质特征。同一场景目标多视角信息在空间和角度信息的关联性和冗余性，表现为稀疏表示域中各向量的稀疏性、非零元素位置及其值之间的相互约束关系。这样，就可以将图像及其字典学习和稀疏编码过程限制在比待恢复的光场维度低的多的空间中[15]，再通过域间变换的稀疏系数重构就可以合成虚拟视角图像[16]。

算法流程如图 1 所示。由线性相机阵列获取特定场景的稀疏 4D 光场后，通过固定窗口逐像素遍历光场图像的方法将其在所有通道上分解为互有重叠的图像碎片，这些图像碎片按顺序构成初始二维观测值矩阵，以此训练光场字典并进行稀疏编码。经光场字典编码的观测值各元素之间具有稀疏性约束关系，在该约束关系下计算虚拟角度稀疏表示矩阵，再通过稀疏逆变换就可以构建出虚拟角度图像，完成光场稠密重建。

最新录用

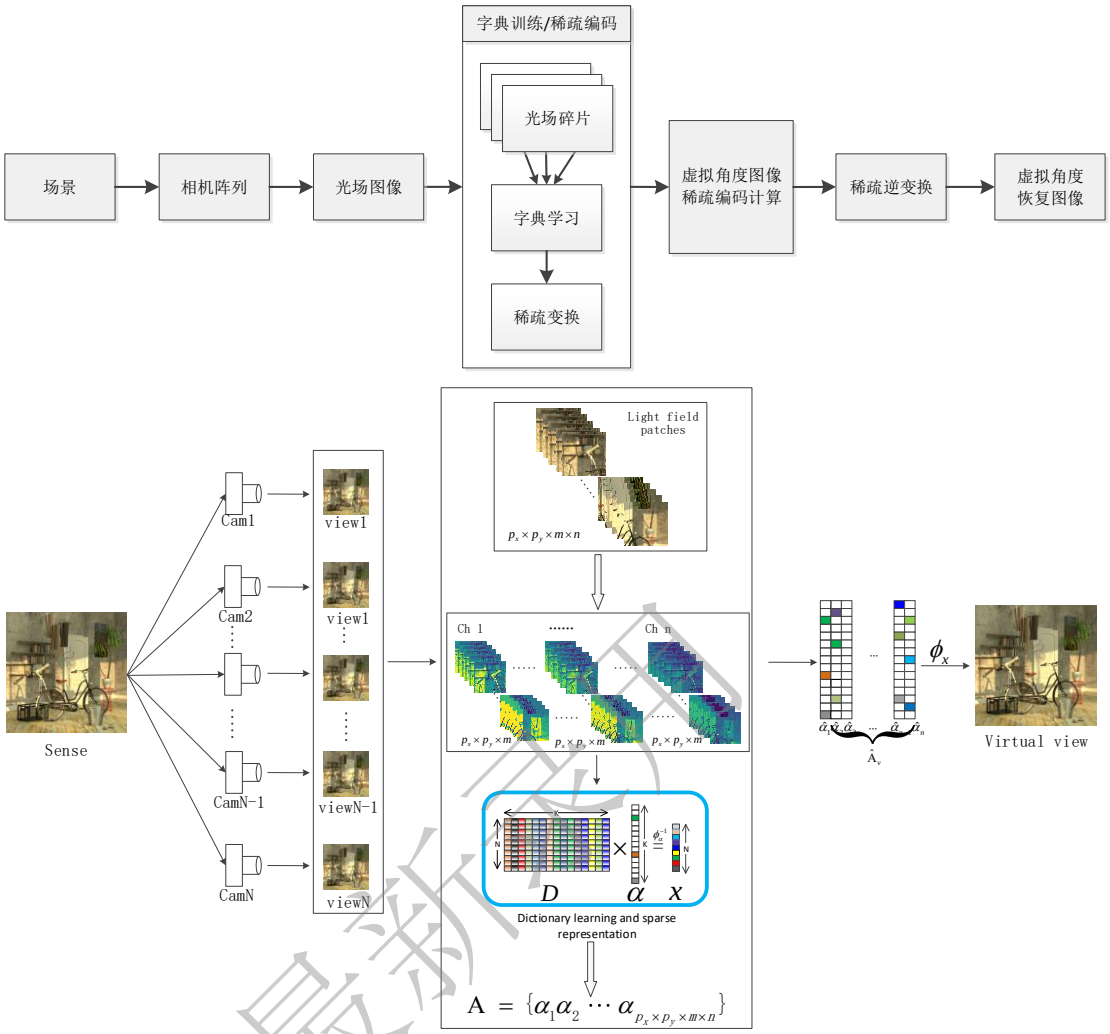

图 1 算法架构图

Fig. 1. Algorithm workflow

2.2 稠密光场重建算法

假设 $I=\{I_i \mid I_i \in \mathbb{R}^{m\times n}, i \in \mathbb{R}^{p\times q}\}$ 为获取的光场信号，基于学习的字典构造方法可以通过对光场多维信号进行特征筛选，构造出更加适合表示特定场景光场信号的基矩阵，光场信号可以稀疏表示为：

$$
\begin{aligned}
&I = D\mathrm{A} \\
&D=\{d_j \mid d_j \in \mathbb{R}^{m\times 1}, j \in \mathbb{R}^{\tau}\} \quad , \\
&\mathrm{A}=\{\alpha_i \mid \alpha_i \in \mathbb{R}^{\tau\times n}, i \in \mathbb{R}^{p\times q}\}
\end{aligned}
\tag{1}
$$

其中， A 为稀疏表示系数矩阵， D 为基矩阵。

光场字典训练与稀疏编码问题是光场图像稀疏逼近的逆问题，将光场的线性

稀疏性约束转化到约束函数中，则光场的稀疏表示模型可以表示为：

$$(D,\mathrm{A})=\arg\min_{D,\mathrm{A}}\left\|I-D\mathrm{A}\right\|_2+\lambda\left\|\alpha_k\right\|_1, \tag{2}$$

这是一个针对 D 和 A 的联合优化问题。但是式（2）是非凸的，难以在 D 与 A 均未知的情况下求得最优解。但是，如果其中一个变量一旦确定，问题就转化为一个凸优化问题。因此，可以通过对数据预处理，初始化一个适合条件的字典，然后通过逐步迭代求得最优基元素和稀疏编码矩阵。

不同角度的光场图像之间形成了严格的全局约束，邻近的互有重叠的光场碎片采样之间形成了强有力的局部约束，这些空间——角度约束关系都经由过完备字典线性映射到了图像的稀疏表示域。光场图像碎片化观测值可以表示为：

$$I^{'}=\{I_i^{'}\mid I_i^{'}=\omega I, I_i^{'}\in\mathbb{R}^{(m-p_x+step)\times(n-p_y+step)}, i\in\mathbb{R}^{p\times q}\}\ , \tag{3}$$

$\left(p_x,p_y\right)$表示窗口大小；ω 为图像碎片提取算子，$step$ 为图像分解步长，表示分解后的图像序列 I' 的重叠程度，在进行图像碎片提取时，通常将步长设置为 1，以计算时间和硬件开销为代价增加待选择光场特征样本数量[17]。此时，光场的字典训练与稀疏编码模型表示如下：

$$(D,\mathrm{A})=\arg\min_{D,\mathrm{A}}\left\|I-\omega^{-1}D\mathrm{A}\right\|_2+\lambda\left\|\alpha_k\right\|_1, \tag{4}$$

通过上述学习的方法可以构造出对特定场景特征自适应的字典，字典中的低维光场原子能够稀疏的表示自然光场的基础元素结构，其线性组合能够高效地表达复杂的光照阴影、纹理、遮挡等自然场景信息[18, 19]，并且能够对光场的局部空间——角度一致性进行稀疏表达，因此以探测器的一个像素为中心的 2D 局部图像就可以对 4D 光场块进行重建，并最终融合成 4D 光场[18]。光场字典如图 2 所示，光场原子在视觉上表现为光场中包含的基本特征。

最新录用

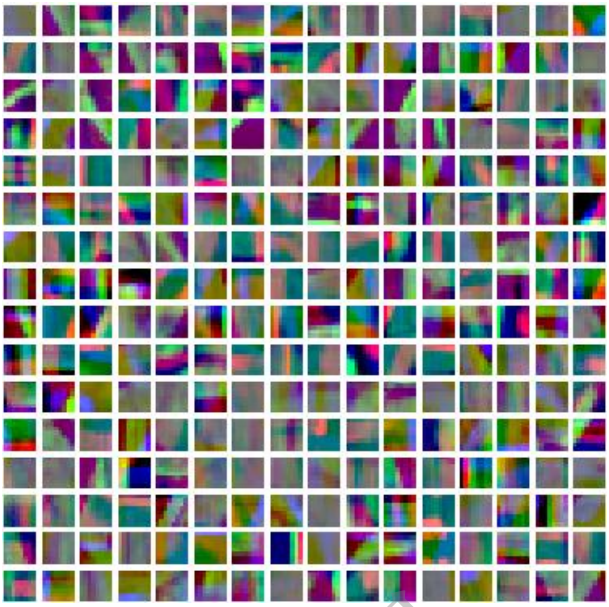

图 2 光场过完备字典

Fig.2. Light field overcomplete dictionary

在低维稀疏变换空间中将高维信号重建问题转换为低维特征向量的表达问题[20]，可以更加简洁、有效地恢复虚拟视角。假设光场的虚拟角度图像为 I_v，相应的稀疏域中系数矩阵为 A_v，该角度下图像的构建问题可以转化为 ℓ_1- 范数优化求解问题，即：

$$\begin{aligned} &\min \quad \Sigma|r_i| \\ &\text{subject to} \quad \|I_v - D\mathrm{A}_v\|_2 \le \varepsilon \end{aligned} \quad , \tag{5}$$

$r_i, i=1,2,\cdots,(p\times q)$ 为 I_v 与相机阵列获取的光场各角度图像的残差。该罚函数模型即保证了重建的变换域表示矩阵的稀疏特性，又能对原子的线性组合进行有效的权重赋值。对上述模型进行求解，就可以获取未探测视角图像信息，提高系统在光场探测时的角度分辨率。

假设 H 为 Hilbert 空间，$D\subset \mathrm{H}$ 为训练得到的字典，（5）式就是要在空间中寻找一组具有一定稀疏结构的向量 $\{\alpha_{vi}\}$，使得损失函数 $\Sigma|r_i|$ 最小时，该向量组能够在 D 上逼近虚拟视角图像。则虚拟视角图像的稀疏系数矩阵的求解问题就转化为图像在 D 上的线性表出问题。在稀疏变换域中，二维插值方法能够快速地对

最新录用

待求稀疏编码进行恢复，而且能够在有效保持各分量的稀疏性、非零元素位置及其值之间的相互约束关系的前提下，对基向量的权重进行合理地赋值。计算得到稀疏编码后，通过稀疏反变换并对图像碎片进行融合，就能够构建出虚拟视角图像。设Γ为双线性插值算子，ω^{-1}为图像融合算子,也即图像碎片提取的逆过程，则构建的虚拟角度图像可以表示为：

$$I_v \approx \omega^{-1} D\mathrm{A}_v = \omega^{-1} D(\Gamma\mathrm{A}) \tag{6}$$

3 实验与结果分析

本文以康斯坦茨大学和海德堡大学的 HCI 提供的 4D 光场数据集[21]作为实验对象,选取数据集中的六个场景（table, rosemary, bicycle, town, boardgames, vinyl）分别进行重建实验。选取其中 1×9 的光场，并以某个视角为待建虚拟视角进行实验。实际应用中，只需要适当调整角度参数，就可以重建出多个虚拟角度图像，提高光场角度分辨率。

实验一 稀疏编码矩阵的稀疏度是一个重要的参数，决定了在重构图像时对基矩阵中基础结构元素的选择，直接影响重构图像的质量以及字典训练时间。字典的冗余度决定了基矩阵的规模，也就决定了字典中含有的自然场景中基础元素的数量。图像碎片的尺寸与字典的特征维度直接相关，而原子的尺寸与字典的冗余度成正比，能够影响光场的局部一致性，同时，重建时间随着探测器分辨率和原子尺寸的增加而线性增加，最终会影响到重构图像的精细程度。因此在设计算法时采用稀疏度、冗余度、原子尺寸三个参数来优化设置相关参数。

选择数据集相对简单的场景 table 作为实验对象进行初始参数选择。为了有效缩短程序运行时间，将图像转换为灰度图像后进行实验。如图 3（a, b）所示，首先设定字典规模为 N=256，在不同分辨率的训练集上构建虚拟视角图像。在稀

最新录用

疏度 K=34 时，均方误差（Mean Squared Error, MSE）都达到极值，而结构相似度（Structural Similarity Index Measure, SSIM）也都达到了相对较大值。如图 3(c)所示，峰值信噪比(Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR)在不同分辨率、相同稀疏度的实验中变化趋势差异不明显，在 K=16 时达到极值。由于稀疏编码是由筛选出的少量的字典原子对原信号进行线性表示，因此，我们的算法可以在一定的稀疏度范围内快速构建出高质量图像。固定稀疏度参数 K=34，再次进行实验，随着字典冗余度的增加，构建的图像的质量逐渐提高，冗余度在 N=896 时达到平稳状态。如图 3(d)，当 N=256 时，三个定量评价指标都达到总体指标的 70%以上，综合考虑计算能力及重建时间，冗余度 N=256 为理想的重建参数值。同时，实验中发现 $p_x = p_y = 8$ 能够在冗余度、稀疏度和计算时间之间取得较好的平衡。

最新录用

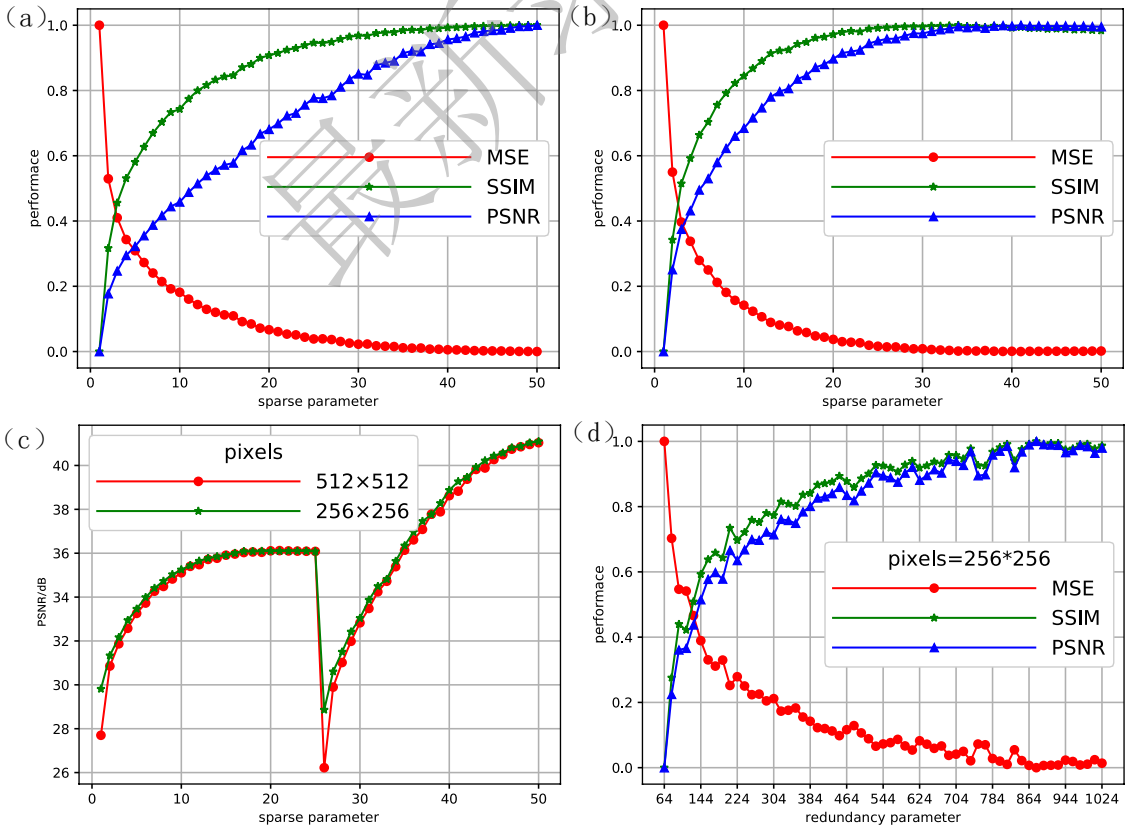

图 3 重建图像质量曲线图 (a) pixels=256×256，不同稀疏度重建性能曲线图；(b) pixels=512×512，不同稀疏度重建性能曲线图；(c) 不同分辨率重建图像的 PSNR 曲线图；(d) pixels=256×256,不同冗余度重建性能曲线图

Fig.3. Performance of reconstructed image: (a)Performance in sparsity, pixels=256×256; (b)Performance in sparsity, pixels=512×512; (c)PSNR in different resolution; (d)Performance in redundancy, pixels=256×256

为了验证所选参数对于不同的复杂场景的适应性，选择数据集中 bicycle 场景进一步进行实验，该场景在不同的深度上表现出复杂的光照阴影变化信息。如表 1 所示，稀疏度与冗余度的提高会极大地增加计算时间，对硬件设备的计算能力要求也较高，因此我们最终实验时选择稀疏度为 K=16，冗余度为 N=256。

(a) (b)

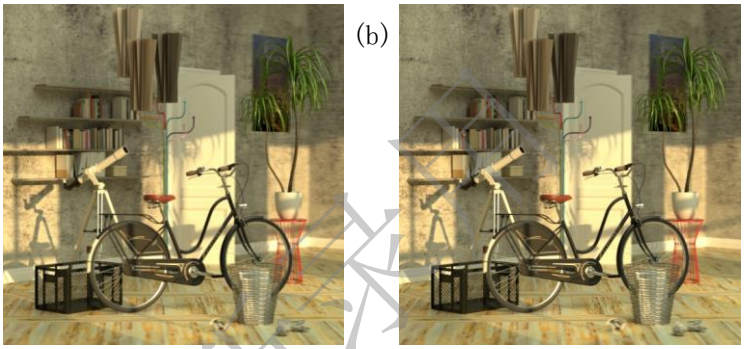

图 4 不同稀疏度、冗余度参数重建图像(a) K=16, N=256;(b) K=34, N=1024

Fig.4. Image recontruction in different sparsity and redundancy: (a) K=16, N=256;(b) K=34, N=1024

表 1 不同稀疏度、冗余度重建图像质量指标

Table 1. Perfoemance of image recontruction in different sparsity and redundancy

sparse parameter(K), redundancy paramter(N)	MSE	PSNR/dB	SSIM	TIME/s
K=16, N=256	54.4215	30.7731	0.8860	1266.08
K=34, N=1024	49.0044	31.2285	0.8865	14306.55

实验二 为了验证算法对遮挡、视差信息恢复的有效性，选取数据集中包含明显遮挡区域的场景 table 进行重建。

图 5（a）为包含两个恢复的虚拟视角图像的 1×9 光场，光场的空间和角度连续性得以保持。图 5(b, e)分别为光场的最左、最右侧视角的图像，作为参考

视图。场景中台灯灯罩为前景目标，其对后景抽屉上的空洞处造成了明显遮挡，图 5(c, d)为恢复的两个虚拟视角图像。从图中的红色方框区域放大图可以清晰的看到算法精确地恢复了场景中局部被遮挡目标的信息，有效的保持了图像局部颜色一致性。恢复图像与参考图像之间，恢复的两个角度图像之间视差明显，算法有效的恢复了场景光场图像的视差信息。图 5(g, h)为目标图像，图 5(f, i)为残差图，两个虚拟视角的残差总体水平都较低，可见重建虚拟视角图像在不同深度上对目标的恢复质量较高。

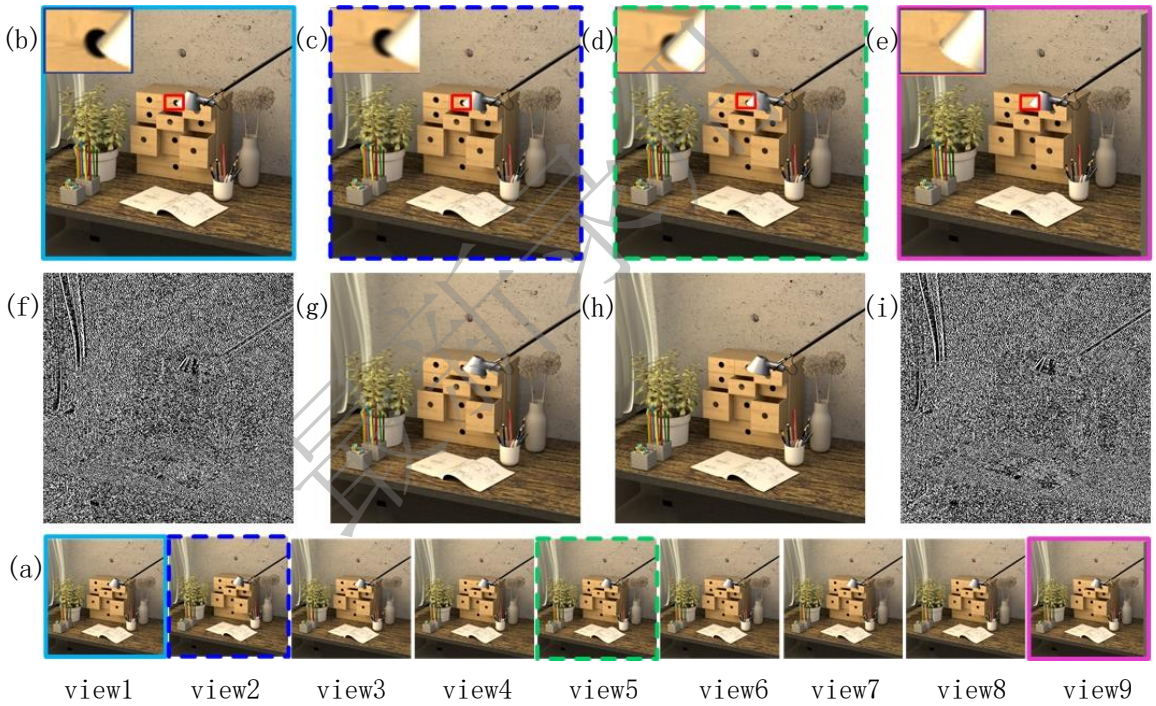

图 5 包含遮挡目标的稠密光场恢复 (a) 稠密光场；(b, e) 参考图像；(c, d) 恢复的 view2,view5 虚拟角度图像；(g, h) 目标图像；(f, i) 残差图

Fig. 5. Dense light field containing occluded targets reconstruction: (a)dense light field; (b, e)reference images; (c, d)reconstructed virtual images of view2 and view5; (g, h)target images; (f, i)residual images

实验三 选取数据集中包含自遮挡目标、高低频信息丰富的场景 rosemary 进行实验，并与 DIBR 算法重建结果进行对比。如图 6(a)所示为本文算法恢复的虚拟角度图像，树叶的自遮挡区域中恢复的边缘信息较为明显，低频信息较为一致，

算法能够对特征相似、深度不同的目标进行高质量重建，并能对场景中的光照阴影进行恢复，残差也处于较低水平。图 6(b)为 DIBR 算法恢复的图像，图中可以看到存在明显的裂纹，放大区域可以观察到明显的空洞，零值像素为无效像素，恢复图像的局部颜色一致性较差，所示的定量评价指标为去除恢复图像右侧无效像素后计算所得，由于空洞和裂缝的存在，重建图像的峰值信噪比较低。

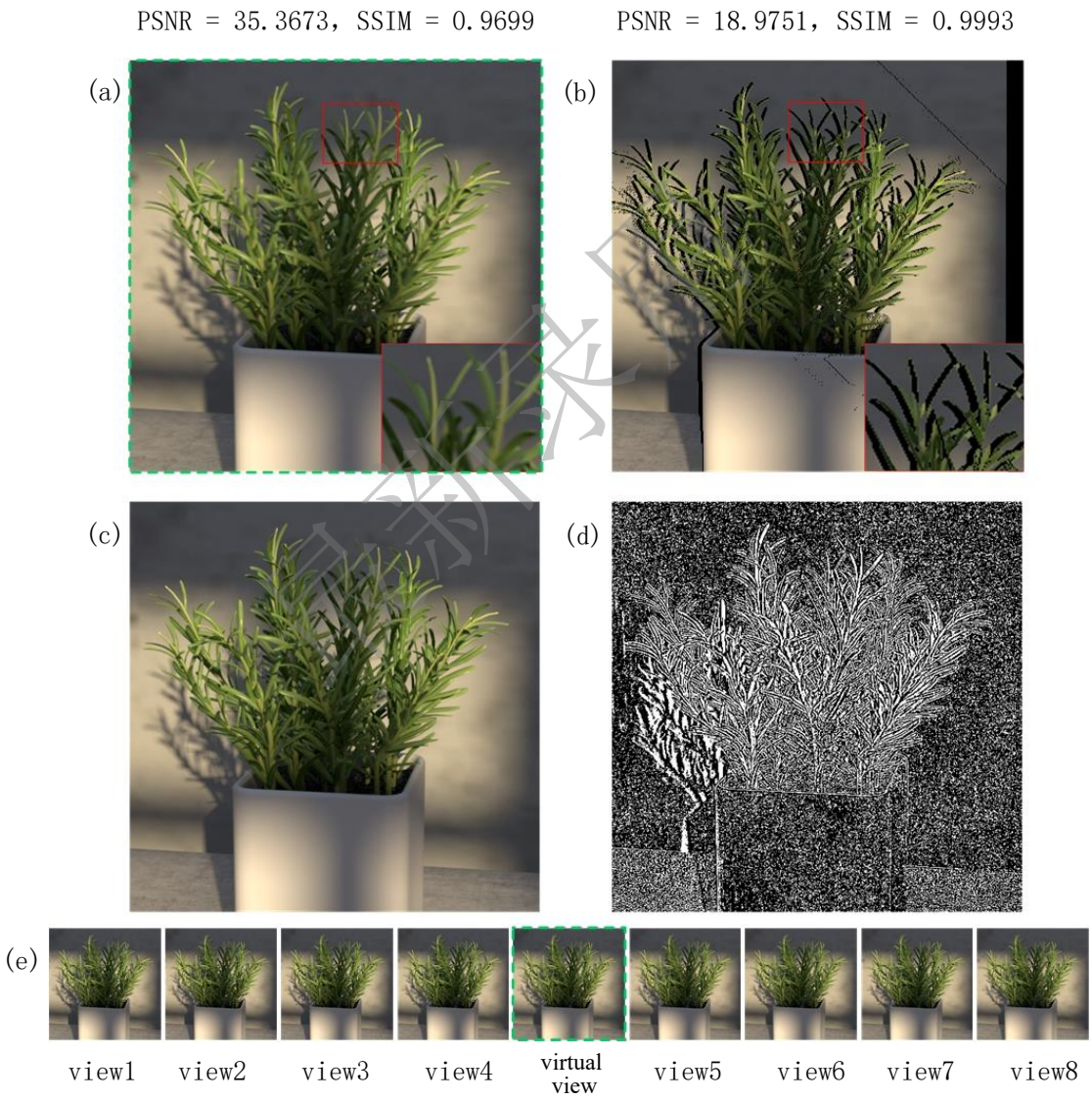

图 6 稠密光场恢复 (a) 本文算法恢复图像；

(b) DIBR 算法恢复图像；(c) 目标图像；(d) 残差图；(e) 稠密光场

Fig. 6. Dense reconstruction of light field: (a) reconstructed image for proposed algorithm; (b) reconstructed image for DIBR; (c) target image; (d) residual image; (e) dense light field

将本文算法应用于多种不同场景进行重建实验，重建结果如表 2 所示，结果表明本文提出的方法对不同场景的适应性较好，能够对稀疏光场进行高质量的稠密重建。

表 2 不同场景光场稠密重建结果

Table 2. Dense recontruction of light field in different scenes

Sense	table	bicycle	town	boardgames	rosemary	vinyl	bicycle*
MSE	21.2124	54.4215	25.8005	53.9244	18.8950	22.4756	49.0044
PSNR/dB	34.8649	30.7731	34.0145	30.8129	35.3673	34.6137	31.2285
SSIM	0.9323	0.8860	0.9474	0.9341	0.9699	0.9421	0.8865

* 稀疏度 K=34,冗余度 N=1024

4 讨论部分

相机阵列获取的光场空间分辨率较高，使得待训练数据规模极其庞大，传统的字典训练算法变得难以实现[22]，因此，本文算法实现时采用批量在线字典学习方法[23]，以损失一定重构精度为代价提高算法运算效率。

实验结果表明 DIBR 重建方法有一定的局限性，由于遮挡、平移等因素的存在，在深度图的求取过程中，被遮挡目标的深度信息无法获取，使得视角合成过程中会产生“空洞”；又由于像素渗透，在边缘处往往会产生裂缝，使合成图像质量大幅下降。而基于深度学习的方法中，自遮挡目标由于遮挡物与被遮挡物特征相似度极高，使得算法无法对目标进行有效区分从而导致局部重建失败[24]。

本文方法应用于稠密光场重建取得了较好的结果。重建的虚拟角度光场图像中的纹理信息清晰，表明有限的四维光场数据也存在较高的冗余性，可以在一定场景范围内构建近似完备的光场数据集，通过训练得到的小规模全局光场字典包含了该场景中几乎全部的特征，稀疏编码仅通过几个训练得到光场原子的线性组合就能够恢复光场中的复杂结构信息，这正是利用了自然场景光场在结构上存在

最新录用

稀疏性，在特征上存在冗余性；重建图像中的遮挡、视差以及复杂的光照阴影变化信息的恢复,说明四维光场的空间——角度约束关系得到保持，碎片化降维构建光场训练集的方法对于特征选择和变换域数据间相关性保持是有利的。

本文的方法目前仅适应于对线性相机阵列获取的光场进行稠密重建,而实际应用中相机阵列的排布方式是多样的,这就使得变换域编码构建模型的构建变得困难。后续研究将围绕非线性相机阵列光场稠密重建展开。

5 结 论

本文基于稀疏表示理论，由线性相机阵列采集场景的稀疏光场，通过建立有效的光场字典学习和稀疏编码模型，对稀疏光场进行字典训练和稀疏表征。采用变换域稀疏编码插值方法构建虚拟角度稀疏表征矩阵,再由稀疏逆变换重建图像碎片后,经图像融合实现虚拟角度图像重构,进而达到稀疏光场稠密重建的目的。实验结果表明,本文采用的稀疏编码构建方法能够有效的对虚拟角度图像进行恢复。从重建图像中能够观察到明显的视差；遮挡，复杂光照阴影变化信息也得到有效的恢复。本文方法相比于传统的 DIBR 视角恢复方法，不需要场景深度信息的复杂求取和填充过程，避免了失真像素的产生；相比于基于深度学习的方法，本文方法能够对局部自遮挡区域中具有相似特征的目标进行有效的区分、重建。同时本文提出的方法避免了复杂的场景建模与大规模的数据集采集过程,具有较高的重建效率和可行性。

参考文献

[1] Cao X, Zheng G, Li T T 2014 *Opt. Express.* **22** 24081

[2] Schedl D C, Birklbauer C, Bimber O 2018 *Comput. Vis. Image Und.* **168** 93

最新录用

[3] Smolic A , Kauff P 2005, *P. IEEE* **93**, 98

[4] McMillan L, Bishop G 1995, *Proceedings of the 22nd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques* Los Angeles, USA, August 6-11 , 1995 p39

[5] Fehn C 2004 *The International Society for Optical Engineering* Bellingham, USA, December 30, 2004 p93

[6] Xu Z, Bi S, Sunkavalli K, Hadap S, Su H, Ramamoorthi R. 2019 *ACM T. Graphic.* **38** 76

[7] Wang C, Liu X F, Yu W K, Yao X R, Zheng F, Dong Q, Lan R M, Sun Z B, Zhai G J, Zhao Q 2017 *Chin. Phys. Lett.* **34** 104203

[8] Zhang L, Tam W J 2005, *IEEE T. Broadcast.* **51** 191

[9] Chen W, Chang Y, Lin S, Ding L, Chen L 2005, *IEEE Conference on Multimedia and Expo*, Amsterdam, The Netherlands, July 6-8, 2005 p1314

[10] Jung K H , Park Y K , Kim J K ,Lee H, Kim J 2008, *3DTV Conference: The True Vision - Capture, Transmission and Display of 3D Video*, 2008. IEEE, 2008. Istanbul, Turkey, May 28-30, 2008, p237

[11] Hosseini Kamal M, Heshmat B, Raskar R, Vandergheynst P, Wetzstein G 2016 *Comput. Vis. Image Und.* **145** 172

[12] Levoy M, Hanrahan P 1996 *Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques* New York, USA, August 4-9, 1996 p31

[13] Levoy M, 2006, *Comput.* **39** 46

最新录用

[14] Donoho D L 2006, *IEEE T. Inform. Theory*. **52** 1289

[15] Park J Y, Wakin M B 2012 *Eurasip J. Adv. Sig. Pr*. **1** 37

[16] Zhu B, Liu J Z, Cauley S F, Rosen B R, Rosen M S 2018 *Nature* **555** 487

[17] Ophir B, Lustig M, Elad M 2011 *IEEE J-Stsp*. **5** 1014

[18] Marwah K, Wetzstein G, Bando Y, Raskar R 2013, *ACM T. Graphic*. **32** 1

[19] Marwah K, Wetzstein G, Veeraraghavan A, Raskar R 2012, *ACM SIGGRAPH* 2012 *Talks* Los Angeles, USA, August 5–9, 2012 p42

[20] Tenenbaum J B, Silva V D, Langford J C 2000 *Science* **290** 2319

[21] Honauer K, Johannsen O, Kondermann D, Glodluecke B 2016 *Asian Conference on Computer Vision*, Taipei, China, November 20-24, 2016 p19

[22] Bottou L, Bousquet O 2008 *Advances in Neural Information Processing Systems 20, Proceedings of the Twenty-First Annual Conference on Neural Information Processing Systems* Whistler, Canada, December 3-6, 2007 p161

[23] Mairal J, Bach F, Ponce J, Sapiro G 2009 *Proceedings of the 26th annual international conference on machine learning*. Montreal, Canada, June 14-18, 2009 p689

[24] Flynn J, Neulander I, Philbin J, Snavely N 2016, *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)* Las Vegas, USA, June 27-30, 2016 p5515

最新录用

Dense Light Field Reconstruction Algorithm Based on Dictionary Learning*

Xia Zheng-De[1)] Song Na[1)] Lin Bin[2)†] Pan Jin-Xiao[2)] Yan Wen-Min[3)] Shao Zi-Hui[4)]

1）（School of Science, North University of China, Shanxi Key Laboratory of Signal Capturing & Processing, Taiyuan 030051, China）

2）（School of Information and Communication Engineering, Shanxi Key Laboratory of Signal Capturing & Processing, North University of China, Taiyuan 030051, China）

3）（Science and Technology on Transient Impact Laboratory, Beijing 102202, China）

4）（Unit 32178，Beijing 100220, China）

最新录用

Abstract

The camera array is an important tool to obtain the light field of targets in space. The method of obtaining high angular resolution light field by large-scale dense camera array increases the difficulty of sampling and the cost of equipments. At the same time, the demand of synchronization and transmission of a large number of data also limits the sampling rate of light field. In order to complete the dense reconstruction of sparse sampling of light field, we analyze the correlation and redundancy of multi view images in the same scene based on sparse light field data, then establishe an effective mathematical model of light field dictionary learning and sparse coding. The trained light field atoms can sparsly express the local spatial-angular consistency of light field,and the 4D light field patches can be reconstructed from a 2D local image pacth centered around each pixel in the sensor. The global and local constraints of the four-dimensional light field are mapped into the low-dimensional space by the dictionary. These constraints are shown as the sparsity of each vector in the sparse representation domain, the constraints between the positions of non-zero elements and their values.

According to the constraints among sparse encoding elements, we establishe the sparse encoding recovering model of virtual angular image, and propose the sparse encoding recovering method in transform domain. The atoms of light field in dictionary are screened and the patches of light field are represented linearly by the sparse representation matrix of the virtual angular image. At the end, the virtual angular images are constructed by image fusion after sparse inverse transform. According to multi scene dense reconstruction experiments, the effectiveness of the proposed method is verified. The experimental results show that the proposed method can recover the occlusion, shadow and complex illumination in satisfying quality. That is to say, it can be used for dense reconstruction of sparse light field in complex scenes. In our study, dense reconstruction of linear sparse light field is achieved. In the future, dense reconstruction of nonlinear sparse light field will be studied to promote the application of light field imaging in practical.

Keywords: Light field, Dictionary learning, Sparse coding, Dense reconstruction

最新录用

* Project supported by the Science and Technology on Transient Impact Laboratory (Grant No. 614260603030817), and the Natural Science Foundation for Young Scientists of Shanxi Province, China (Grant No. 201901D211275).

† Corresponding author. E-mail: liubin414605032@163.com