面向空间遮挡的复合代价光场快速三维成像方法

李安虎1,2,3, 龚祯昱1, 赵 鑫1

(1.同济大学机械与能源工程学院,上海 201804;2.上海市穿戴机器人与人机交互技术重点实验室,上海 201804;3.现代农业装备江西省重点实验室,吉安 343009)

摘 要: 光场相机凭借其多维多尺度的成像能力和极简的资源配置,显著拓展了空地海探索等非结构 化环境中的成像应用边界。光场成像过程中容易受到遮挡和噪声影响而产生不可靠的深度估计,传统 的深度细化方法计算成本高且效果差。提出了一种面向空间遮挡的复合代价光场快速三维成像方法, 深入分析影响深度估计准确性的主要因素,针对不同空间遮挡模式,建立最优的光场快速滤波构架。 使用像素点的单比特特征构造高度集成的复合代价,实现深度图像的细化和遮挡优化。实验表明,该 方法的运算效率显著优于基于马尔可夫随机场等为代表的后期细化手段,且使三维成像的均方根误差 提高51.3%,以较低的运算成本显著提高深度估计算法的可靠性,有望为光场成像技术在复杂场景应用 提供有力支持。

关键词:复杂环境;三维成像;光场相机;复合代价;快速滤波 **中图分类号**: TP391 **文献标志码**: A

Composite-Cost-Based Fast Light-Field 3D Imaging Method for Handling Spatial Occlusions

LI Anhu^{1,2,3}, GONG Zhenyu¹, ZHAO Xin¹

(1. School of Mechanical Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Shanghai Key Laboratory of Wearable Robotics and Human-Machine Interaction, Shanghai 201804, China; 3. Jiangxi Provincial Key Laboratory of Modern Agricultural Equipment, Ji'an 343009, China)

Abstract: Light field cameras, with their multi-dimensional imaging capabilities and minimal resource allocation, expand the exploration boundaries of imaging applications in unstructured air-ground-sea environments. The process of light field imaging is susceptible to occlusion and noise, and may produce unreliable depth estimation. This paper proposes a fast light fields depth estimation method for spatial occlusion-oriented, analyzes the main factors affecting the accuracy of depth estimation in depth, and establishes the optimal light field fast filtering architecture for different spatial occlusion modes. Then a highly integrated composite cost is constructed using single-bit features of pixel points to achieve depth image refinement and occlusion optimization. The experiments demonstrate that the computational efficiency of this method is significantly better than those of Markov random fields, and can reduce the MSE by 51.3%, the reliability of the depth estimation algorithm is improved at a lower operational cost, and this method is expected to provide strong support for the application of light-field imaging technology in

基金项目:上海市2022年度"科技创新行动计划"国际科技合作项目(22550711200);同济大学开放场景验证项目(kh0100020242361)。 收稿日期:2025-02-25;修订日期:2025-03-12

complex scenes.

Key words: complex environments; three-dimensional imaging; light field camera; composite cost; fast filtering

引 言

光场成像技术作为一种新型高维成像技术,通过记录更高维度的光线数据,能够准确感知环境中 复杂多变的动态环境,显著提高了视觉问题求解的精度,广泛应用于视角合成^[1]、超分辨重建^[2]以及深 度估计^[34]等多个方面。现有光场深度估计算法,在面向物体遮挡和噪声等在复杂空间环境中常见的问 题时,仍依赖于复杂的边缘处理和后期细化^[3],这无疑降低了光场成像系统的实时性和可靠性。

研究人员针对光场三维成像中的深度图优化问题相继开展了研究,基于重聚焦、极平面图(EPI)等 方法^[56]实现了如马尔可夫随机场、投票策略以及阈值筛选等深度图细化算法^[7-10]。例如,Zhu等^[11]构建 了完全遮挡模型,并通过反遮挡能量函数来正则化深度图,提高了全局深度估计的准确性;Lee 等^[12]将 前景-背景分离技术融入到遮挡物处理中,解决了物体边缘的问题。上述研究人员开发的边缘处理和后 期细化技术虽然在大多数条件下行之有效,但大量的计算开销限制了这类深度估计算法的实时性。基 于深度学习的方法在光场深度估计中展现出了巨大的潜力,提高了深度估计的准确性和鲁棒性。例 如,Shi等^[13]采用端到端Epinet技术,直接从不同方向的子孔径图像堆栈中预测深度。Tsai等^[14]通过构 建视图选择模块和注意力图,进一步提高了深度估计的准确性。然而,训练数据的不足限制了网络对 不同环境、视差范围和相机参数的泛化能力。在面向物体遮挡和噪声等在复杂空间环境中常见的问题 时,基于深度学习的光场深度估计算法鲁棒性和可靠性较差。因此,需要构建快速、鲁棒以及可靠的光 场深度估计滤波方法,在保留算法特性的同时有效提高深度估计的精度,以适用于复杂非结构环境的 成像探测。

本文提出了基于复合代价的光场深度图快速滤波方法,初步建立一种快速滤波框架。通过分析影 响深度估计准确性的主要因素,确定目标像素点的单比特特征,以此构造高度集成的复合代价,最终结 合赢家通吃策略生成高精度的深度图像。实验证明该滤波方法能以较少的计算资源有效提高深度估 计精度。

1 遮挡下的光场估计问题

光场相机主要由主透镜、微透镜阵列以及感光元件组成,其成像光路如图 1(a)所示。常用四维光场模型 $L(s, t, u, v) \in \mathbf{R}^{S \times T \times U \times V}$ 参数化表征光场图像中包含的深度信息 α ,即

$$L_{\alpha}(s, t, u, v) = L\left(s + u\left(1 - \frac{1}{\alpha}\right), t + v\left(1 - \frac{1}{\alpha}\right), u, v\right)$$
(1)

式中:(*s*,*t*)常与微透镜阵列平面重合用以表征空间坐标,(*u*,*v*)平面常常与主透镜平面重合表征角空间 坐标,*S*×*T*和*U*×*V*则分别表述空间分辨率和角空间分辨率^[15]。

基于上述模型,以光场图像的中心视图(u,v) = (0,0)中的某一像素点L(s,t,0,0)为基准,计算某 一深度值 α 下每个(u,v)角度图像对应的光强值 $L_a(s,t,u,v)$ 的集合。该集合为角度斑块 $P_a(s,t,\alpha)$

$$P_{a}(s,t,\alpha) = \{L_{a}(s,t,u,v) | u \in U, v \in V\}$$

$$\tag{2}$$

根据光一致性准则,当像素点L(s,t,0,0)在其正确深度 α_0 值时角度斑块 $P_a(s,t,\alpha)$ 中所有光强值应相等。其中,光一致性是指同一个物点在不同视点拍摄的图像中像素值相等。而光场深度估计便是构造相应的代价函数S,用以评判某一像素点L(s,t,0,0)在某一深度值 α 下生成的角度斑块 $P_a(s,t,\alpha)$ 的光一致性,光一致性最优的角度斑块即为求解最优深度值 α^* 。用代价函数S可表述为

366



$$\alpha^*(s,t) = \arg\min S \tag{3}$$

如上所述,正确重聚焦时角度斑块按照光一致性原则所有角像素光强值应相等,如图2(a)所示,然而,基于相应代价S所计算出的深度图中却存在大量的错误深度估计和噪声。经研究发现,在对物体遮挡边缘的像素(*s*,*t*)进行深度估计时,角度斑块*P_a*(*s*,*t*,*a*)的光一致性遭到了破坏,如图2(b)所示。

如文献[11]所述,遮挡和空间一致性的存在,往往会导致深度估计错误。出现的原因是目标像素 (*s*,*t*)在真正深度值α₀重聚焦的角度斑块*P*_a(*s*,*t*,α₀)中存在有遮挡物的像素,如图2(b)所示,故相应代 价*S*偏高。由于空间一致性,包含目标点附近像素值的角度斑块*P*_a(*s*,*t*,α)的代价反而偏低,如图2(c) 所示。其中,空间一致性是指目标点周围的点通常会具有与目标点相似的光强值。因此,解决由遮挡 和空间一致性导致的错误深度估计是提高光场深度估计准确性的关键,也是本文重点研究的问题。



Fig.2 Schematic diagram of light field refocusing

2 基于复合代价快速滤波的光场深度估计方法

不同于传统光场深度估计中先进行初始深度估计再细化的方法。本文将深度细化的过程集成至 初始深度估计中,考虑深度估计过程中影响光场深度估计的主要因素和像素点的单比特特征,构造高 度集成的复合代价 *C_A*、*C_B*,与初始代价 *S* 联合实现更加准确、鲁棒的光场深度估计。算法具体步骤 如下。

步骤1 中心视图处理

为了解决遮挡问题,基于像素点的单比特特征通过排除遮挡物的像素从而提高深度估计的准确 性。如图2(d)所示,当角度斑块中的遮挡物像素被排除,正确深度值α₀对应的角度斑块的光一致性明 显优于邻近像素组成的角度斑块。为降低模块的计算开销,使用偏差值排除角度斑块,即当角度斑块 中存在某一角像素与中心像素的差距大于偏差值 r时排除这部分像素值,其中像素间的差值被定义为

$$E(s, t, u, v) = |L_a(s, t, u, v) - L(s, t, 0, 0)|$$
(4)

考虑目标像素点的单比特特性和相机的成像特性,将周围点的光强特性纳入计算中,如式(5)所 示。其中,像素点的单比特特征是指目标点在成像过程中会受附近点光强影响,即便是不存在遮挡物 的情况下,经光场相机采样和离散,不同相机视角像素值也不会按照光一致性原则保持一致^[9]。

$$L_a(s, t, 0, 0) = H(\tau - L_M) \cdot L_{\text{Gaus}} + H(L_M - \tau) \cdot (\tau \cdot \text{sgn}(L_{\text{Gaus}} - L) + L)$$
(5)

$$L_M(s, t, 0, 0) = |L_{\text{Gaus}}(s, t, 0, 0) - L(s, t, 0, 0)|$$
(6)

$$H(x) = \begin{cases} 0 & x < 0 \\ 1 & x \ge 0 \end{cases}$$

$$\tag{7}$$

式中: L_{Gaus} 表示中心视图进行高斯滤波后的图像, $L_a(s,t,0,0)$ 表示阈值基准,H(x)表示阶跃函数。

步骤2 代价计算,包括初始代价S和复合代价 C_A 、 C_B 的计算

步骤2.1 初始代价 S 计算,使用聚焦和离焦代价 S(s,t,α)作为快速滤波方法的细化目标

$$S(s,t,\alpha) = \frac{1}{N_{uv} - 1} \sum_{u,v} \left(L_{\alpha}(s,t,u,v) - \bar{L}_{d}(s,t) \right)^{2} + \left(\bar{L}_{d}(s,t) - L(s,t,0,0) \right)^{2}$$
(8)

$$\bar{L}_{a}(s,t) = \frac{1}{N_{uv}} \sum_{u,v} L_{a}(s,t,u,v)$$

$$\tag{9}$$

式中: $\bar{L}_{d}(s,t)$ 为在视差 α 时角斑像素的平均值, N_{m} 代表角度斑块中的像素数量。

步骤 2.2 复合代价 C₄计算。为了确保与大多数现有算法的兼容性,开发的快速滤波方法旨在不 更改原始算法中初始代价S的情况下,增强算法的准确性。这种方式既提高了算法的精度,又不改变算 法本身的性能。所构造的代价 C_A为

$$E_{a}(s, t, u, v) = |L_{a}(s, t, u, v) - L_{a}(s, t, 0, 0)|$$
(10)

$$C_A(s, t, \alpha) = \sum_{u, v} H(E(s, t, u, v) - \tau)$$
(11)

步骤 2.3 复合代价 $C_{\rm B}$ 计算。经实验验证,单一代价 $C_{\rm A}$ 难以保证快速滤波方法的可靠性,当 τ 较 小时,虽然在遮挡边缘的细化结果较好,但由于像素点的单比特特征,全局范围内存在大量的噪点;而 当τ较大时,难以降低遮挡对深度估计算法准确性的影响,如图3(b,c)所示。

为解决像素点的单比特特征带来的影响,考虑将两种偏差值的效果相结合以实现更优秀的滤波效果

$$C_B(s,t,\alpha) = \sum_{u,v} H(E(s,t,u,v) - \tau_b)$$
(12)



(a) Center view



(b) Small threshold results







(d) View segmentation with different thresholds



李安虎 等:面向空间遮挡的复合代价光场快速三维成像方法

式中: $\tau_b = \tau/\lambda$ 为小偏差值, λ 为相较于大偏差值 τ 的缩放比例。

步骤3 初始深度估计和细化参数计算

步骤 3.1 在得到初始的聚焦和离焦代价后 $S(s, t, \alpha)$,可获得光场的初始深度估计图 $\alpha^*(s, t)$

$$\alpha^*(s,t) = \arg\min S(s,t,\alpha) \tag{13}$$

步骤 3.2 为了保留复合代价 C_A 和 C_B 的最优效果。将中心视图 L(s, t, 0, 0) 基于复合代价 C_A 划 分为两个部分

$$P = \{(s, t) | \min C_A(s, t, \alpha) \ge 1\}$$
(14)

$$P_A = \{(s, t) | (s, t) \not\subset P_{\rm MO}\} \tag{15}$$

$$P_{B} = \{(s,t) | (s,t) \subset P_{MO}\}$$
(16)

式中: P_{MO} 表示对P区域进行形态学开运算, P_A 表示代价 C_A 的处理部分, P_B 表示代价 C_B 的处理部分。

视图的划分结果如图 3(d) 所示,进行视图划分的原因是通过代价 *C_A*去判断中心视图 *L*(*s*,*t*,0,0) 中各个像素点的特性,使用不同的细化参数优化深度估计的结果,在解决问题的同时保证全局范围内的深度估计结果。而根据划分结果,各个像素点的细化参数 *D*(*s*,*t*)公式如下

$$D(s,t) = \begin{cases} \{d|C_A(s,t,\alpha) < 2, (s,t) \in P_A\} \\ \{d|C_B(s,t,\alpha) \le \min C_B(s,t,\alpha), (s,t) \in P_B\} \end{cases}$$
(17)

步骤4 深度图构建

通过复合代价替代细化方法实现快速滤波,基于细化参数和初始深度代价,联合WMF加权中值滤 波器^[16]构造出光场图像深度估计的快速滤波方法,除此之外,为了提高方法的精度也可做一定程度的 算法迭代。最终的深度估计α(*s*,*t*)公式如下

$$\alpha(s,t) = \underset{\alpha \in D(s,t)}{\arg\min} S(s,t,\alpha)$$
(18)

通过与LF_OCC算法^[10]为代表的细化方法进行复杂度校验,该算法利用相同代价S构建遮挡预测 器来增强对被遮挡区域深度估计的准确性,并构建了相应的能量函数以实现马尔可夫随机场的正则 化,但其在全局实施光度一致性,导致其算法复杂度过高、计算开销大。如图4(b-d)所示,对比算法^[10] 和快速滤波方法的深度细化结果,在绿植和果盘的遮挡边缘上,本文提出的算法在细节保留以及边界 完整度上明显优于使用MRF正则化的LF_OCC算法。如图4(e)所示,经过WMF进一步细化的结果 在全局深度估计效果上有着更为优异的效果。因此,本文方法在简化算法结构的同时,对于遮挡边缘 的深度估计问题展现出了卓越的处理能力,这一方法同样适用于其他算法。



(a) Central view



(b) Initial depth





(c) Results with MRF (d) Our results before WMF (e) Our results after WMF
 图 4 不同算法深度估计结果对比

Fig.4 Comparison of depth estimation results from different algorithms

3 实验验证与定量指标分析

为了进一步验证方法的效果,在合成光场图像和真实光场图像上开展了实验,分别定性和定量分 析实验结果。所构造的实验包括聚焦和离焦代价 CD 和使用本文方法滤波的聚焦和离焦代价 FCD。选 择较为著名的算法作为对比实验,包括使用 MRF 正则化的 LF_OCC 算法^[7]、同样使用 MRF 正则化但 精度较高的 CAE 算法^[17]、基于几何遮挡分析的 IGF 算法^[18]、使用超像素技术的 POBR 算法^[8]、精度较 高的旋转平行四边形算子 SPO^[5]以及基于深度学习的光场注意力网络 LFattNet^[19]。实验数据集主要 为HCI Blender^[20]和真实世界的 Stanford Lytro Light Field Archive^[21],将使用 MSE 和 Badpixel(0.07)^[20] 来评估估计的深度结果。由于大多数定量评价指标依赖于数据真值,即环境深度值的精确标注,而真 实光场数据集没有提供数据真值,因此主要评估深度图像的视觉效果以证明所提算法的有效性。在实 验中,使用的偏差阈值为 $\tau = 0.005$,缩放比例为 $\lambda = 9$,搜索的深度值数量为 101。

$$MSE = \sum_{(s,t)\in M} (\alpha(s,t) - gt(s,t))^2 / |M|$$
(19)

$$\operatorname{BadPix} = \left| \left\{ (x, y) \in M || \alpha(s, t) - \operatorname{gt}(s, t) | > \tau_0 \right\} \right| / |M|$$
(20)

式中:M表示像素数量;gt(s, t)表示真实值; $\tau_0 = 0.07$ 表示偏差阈值,用于判断计算深度值是否正确。

3.1 数据度量对比

如表1和表2所示,在合成数据集上,FCD的平均MSE值和Badpix分别为0.73和8.89,对比使用相同代价的LF_OCC算法(平均MSE值为1.57,Badpix值为16.8)以及CD算法(平均MSE值为4.56,Badpix值为24.1),其性能优势显著。对比其他算法,基于深度学习和超像素的LFattNet和POBR算法在多数场景下表现出色,但在鲁棒性方面仍不及FCD。与精度较高的CAE和SPO算法相比,FCD在平均MSE值上展现了卓越的性能,尤其是在Mona、StillLife和Horses三个场景下,其表现尤为突出。在Badpix值方面,FCD仅次于精度最优的SPO算法。对比算法的运算时间,在处理9×9的光场图像时,LF_OCC算法总处理时间为117.57 s,其中包括边缘检测阶段3.81 s,初始深度估计阶段78.51 s,遮挡线索计算阶段0.60 s以及MRF滤波阶段34.65 s,而在实验II中,使用的快速滤波方法将初始深度估计与深度细化相结合,仅耗费代价计算时间53.77 s,WMF滤波时间1.81 s。

表3展示了处理不同视角数量(7×7、5×5、3×3)光场图像的运算时间。结果显示,随着视图数量 的减少,所提算法的整体处理时间显著缩短,但成像精度也会有一定程度的下降。这是由于所提复合 代价是基于偏差像素值的数量实现的深度估计细化,依赖于多视角图像中提供的大量视觉信息,视角 数量不足会导致深度估计精度下降,特别是遮挡边缘。不过与传统的CD算法相比,采用快速滤波方法

Table 1 Comparison of depth estimation MSE results of different algorithms on synthetic datasets									
数据集	图像	MSE							
		LF_OCC	LFattNet	CAE	POBR	IGF	SPO	CD	FCD
	Buddha	0.91	0.33	0.64	0.52	0.59	0.54	1.32	0.46
HCI Blender	Horses	1.36	6.32	0.79	0.46	1.21	1.37	5.54	0.65
	StillLife	4.29	14.10	1.24	3.72	1.46	1.51	5.69	1.15
	Mona	0.73	0.79	0.50	0.27	0.44	0.55	2.04	0.44
	Papillon	1.00	4.98	0.63	0.59	0.81	0.66	5.38	1.03
	Medieval	1.15	0.50	0.97	0.79	1.03	0.91	7.41	0.68
	Average	1.57	4.50	0.80	1.06	0.92	0.92	4.56	0.73

表1 合成数据集上不同算法深度估计准确率的均方差 MSE 值对比

370

						8	·		
数据集	图像	Badpix (0.07)							
		LF_OCC	LFattNet	CAE	POBR	IGF	SPO	CD	FCD
HCI Blender	Buddha	5.86	2.02	3.29	4.71	6.85	1.96	7.90	2.21
	Horses	17.70	16.20	27.90	9.13	9.03	6.38	23.59	7.76
	StillLife	18.60	11.70	14.80	40.10	8.14	6.61	16.10	6.68
	Mona	8.70	10.80	6.90	4.98	9.79	6.56	14.90	6.09
	Papillon	26.30	34.80	12.80	9.28	15.20	9.28	34.20	19.90
	Medieval	23.70	11.70	17.10	3.79	8.04	6.20	31.86	10.70
	Average	16.80	14.50	13.80	12.00	9.51	6.16	21.40	8.89

表 2 合成数据集上不同算法深度估计准确率的均方 Badpix 值对比 Table 2 Comparison of depth estimation Badpix results of different algorithms on synthetic datasets

实现的深度图细化在性能上仍表现出显著优势。如表3中FCD的数据所反映的,即使在视图数量较少的情况下,快速滤波方法仍能提供较高质量的深度图。而如表4所示,当视角数量固定时随着角度间隔的增大所有算法的成像精度都会一定程度上升。需要注意的是,大视角间隔的5×5光场图像的成像精度优于小视角间隔的7×7图像,这说明较大的角度间隔一定程度上可减少噪声干扰并增强特征区分度从而提高滤波算法的鲁棒性,以较少的计算时间实现更加优秀的深度估计结果。上述结果表明,快速滤波方法能够显著提升低精度算法的精度,使其达到行业先进水平,相较于基于MRF正则化的全局优化算法,其是一种更加高效且可靠的解决方案。

Table 3 Comparison of calculation time and imaging accuracy of algorithms in different view types CD FCD 数据集 视角数量 计算时间 MSE Badpix (0.07) MSE Badpix (0.07) 3×3 12.8 18.40 59.4 0.63 13.40 23.2 37.0 0.39 6.76 5×5 7.12 Town 4.23 25.9 0.34 4.52 7×7 38.0 9×9 3.27 20.6 0.33 3.40 53.8

表3 不同视角数量下算法计算时间和成像精度对比

表4 不同视角间隔下算法的成像精度对比

Table 4	Comparison of imagin	g accuracy of algorithms a	t different angular separations
I able 4	Comparison or imagin	g accuracy of argorithms a	t unici chi angular separations

数据集	加在粉旱	视角间隔 -		CD	FCD		
	忧用奴里		MSE	Badpix (0.07)	MSE	Badpix (0.07)	
	3×3	1	18.40	59.4	0.63	13.40	
	3×3	2	9.70	40.9	0.44	7.32	
Τ	3×3	3	6.92	32.6	0.41	4.37	
Iown	3×3	4	5.61	27.1	0.46	4.12	
	5×5	1	7.12	37.0	0.39	6.76	
	5×5	2	3.82	23.5	0.36	3.69	

3.2 视觉效果对比

对算法进行主观的视觉效果对比。将FCD的最终结果与CAE^[18]、POBR^[9]、LF_OCC^[8]、SPO^[6]算法在真实光场数据集中进行对比,POBR算法在边缘处存在一定程度的模糊,如图5中的单车、树枝和围网边缘,而CAE算法和LF_OCC算法则表现出一定的失真,较为明显的特征如图中的围网和树干。

而 SPO 算法虽然在整体成像效果上表现优异,但在遮挡边缘的细节呈现上仍有不足,如图 5 中围网具 有毛刺、树枝并不完整。相比之下,FCD 算法虽然在光线较暗的区域也出现了边缘模糊的现象,但从整 体效果来看,其表现优于上述算法。与采用 MRF 正则化的算法相比,应用快速滤波方法的 FCD 算法无 论是在边缘真实度还是细节数量上都展现出了显著优势,特别是对图 5 中单车线和小树枝都是实现较 为完整的深度估计。综上所述,实验证明,无论是在合成数据集上还是真实数据集中,快速滤波方法能 够解决影响光场深度估计的遮挡问题,以较少的计算开销提高光场深度估计算法的精度。



图 5 由斯坦福大学拍摄的 Lytro Illum 相机真实世界光场图像用不同方法实现深度估计的视觉效果对比 Fig.5 Visual comparison of estimated depth by different methods on Stanford real-world light field images captured by Lytro Illum

4 结束语

针对光场相机遮挡问题,开发了一种基于复合代价的快速滤波方法。从光学成像系统和光场相机 的深度估计原理出发,分析了影响光场深度估计的因素,构造了一种快速滤波框架。根据目标像素点 的单比特特征和光场相机的成像特性,提出了一种高度集成的复合代价。最后结合赢家通吃策略生成 高精度的深度图像,并利用现有滤波算法实现深度图像的细化。在公共光场数据集上开展的实验证 明,所提出的快速滤波方法能以较低的计算开销让原本精度较低的深度估计方法达到更好的水平,显 著提高现有深度估计算法的精度。需要注意的是,该方法的性能一定程度上受到像素偏差值有效性的 影响,周围环境颜色一致时难以优化算法的深度估计结果,不过并不会影响算法本身的效果。此外,提 出的方法更适用于基于重聚焦原理和EPI图像的光场深度估计算法。未来的工作引入深度学习的算法 用以实现更加准确、快速的深度估计,拓展非结构化环境中光场成像的应用边界。

参考文献:

- YOON G-J, JUNG G, SONG J, et al. View synthesis with multiplane images from computationally generated RGB-D light fields[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 132: 107930.
- [2] 田旭,刁红军,凌兴宏.身份保持约束下的面部图像超分辨率重建方法[J].数据采集与处理,2023,38(2):350-363.
 TIAN Xu, DIAO Hongjun, LING Xinghong. Facial image super-resolution reconstruction method with identity preserving[J].
 Journal of Data Acquisition and Processing, 2023, 38(2): 350-363.

李安虎 等:面向空间遮挡的复合代价光场快速三维成像方法

- [3] WU W, JIN L, LV Z, et al. Anti-noise light field depth estimation using inline occlusion handling[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-14.
- [4] 黄桦,朱宇昕,章历,等.基于语义分割和融合残差U-Net 的单视光学遥感影像三维重建方法[J].数据采集与处理, 2024, 39(2): 348-360.
 HUANG Hua, ZHU Yuxin, ZHANG Li, et al. Three-dimensional reconstruction method for single-view optical remote sensing images based on semantic segmentation and residual U-Net fusion[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2024, 39(2): 348-360.
- [5] ZHANG S, SHENG H, LI C, et al. Robust depth estimation for light field via spinning parallelogram operator[J]. Computer Vision & Image Understanding, 2016, 145: 148-159.
- [6] WILLIEM, PARK I K. Robust light field depth estimation for noisy scene with occlusion[C]//Proceedings of 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). [S.I.]: IEEE, 2016: 4396-4404.
- [7] WANG X, CHAO W, WANG L, et al. Light field depth estimation using occlusion-aware consistency analysis[J]. The Visual Computer, 2023, 39(8): 3441-3454.
- [8] CHEN J, HOU J, NI Y, et al. Accurate light field depth estimation with superpixel regularization over partially occluded regions[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(10): 4889-4900.
- [9] HAN K, XIANG W, WANG E, et al. A novel occlusion-aware vote cost for light field depth estimation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2022, 44(11): 8022-8035.
- [10] WANG T C, EFROS A A, RAMAMOORTHI R. Depth estimation with occlusion modeling using light-field cameras[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(11): 2170-2181.
- [11] ZHU H, WANG Q, YU J. Occlusion-model guided antiocclusion depth estimation in light field[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2017, 11(7): 965-978.
- [12] LEE J Y, PARK R H, KIM J. Occlusion handling by successively excluding foregrounds for light field depth estimation based on foreground-background separation[J]. IEEE Access, 2021, 9: 1.
- [13] SHI J, JIANG X, GUILLEMO C. A framework for learning depth from a flexible subset of dense and sparse light field views
 [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(12): 5867-5880.
- [14] TSAI Y J, LIU Y L, OUHYOUNG M, et al. Attention-based view selection networks for light-field disparity estimation[M]. [S.1.]: AAAI, 2020.
- [15] LEVOY M. Light field and computational imaging[J]. Computer, 2006, 39(8): 46-55.
- [16] ZHANG Q, XU L, JIA J. 100+ times faster weighted median filter (WMF)[C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.1.]: IEEE, 2014: 2830-2837.
- [17] WILLIEM, PARK I K, LEE K M. Robust light field depth estimation using occlusion-noise aware data costs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(10): 2484-2497.
- [18] SHENG H, ZHANG S, CAO X, et al. Geometric occlusion analysis in depth estimation using integral guided filter for lightfield image[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(12): 5758-5771.
- [19] TSAI V J, LIU Y L, MING O, et al. Attention-based view selection networks for light-field disparity estimation[C]// Proceedings of AAAI Conference on Artificial Intelligence. [S.I.]: AAAI, 2016.
- [20] WANNER S, MEISTER S, GOLDLÜCKE B. Datasets and benchmarks for densely sampled 4D light fields[C]// Proceedings of the International Symposium on Vision, Modeling, and Visualization. [S.I.]: [s.n.], 2013: 225-226.
- [21] VAISH V, ADAMS A. The (new) stanford light field archive[EB/OL]. [2024-03-24]. http://lightfield.stanford.edu/.

作者简介:



李安虎(1974-),通信作者, 男,教授,研究方向:光电 感知、视觉测量、光学仪器 等,E-mail:lah@tongji.edu. cn。



龚祯昱(2000-),男,硕士研 究生,研究方向:光电感知 与 三 维 成 像, E-mail: 2230209@tongji.edu.cn。



赵鑫(1998-),男,博士研究 生,研究方向:光电感知与 视 觉 测 量 , E-mail: 2310373@tongji.edu.cn。