

基于先验似然的高分辨光场图像深度重建算法研究

丁伟利¹ 马鹏程^{1,3} 陆 鸣^{2,3} 黄向生³

¹燕山大学电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004

²清华大学信息学院, 北京 100049

³中国科学院自动化研究所, 北京 100190

摘要 针对传统双目以及多目在处理遮挡和弱纹理区域匹配效果差、稳健性低的问题,提出了一种基于极平面图像(EPI)对复杂、精细场景进行深度重建的算法。根据EPI特殊的线性结构,提出一种交叉检测模型,有效地计算出EPI轮廓边缘,并将指数距离度量函数和距离权重系数相结合,得到轮廓边缘的深度。对于内部平坦区域,利用求得的深度作为先验,通过先验似然扩散策略将深度扩散到整个区域。整个算法在局部进行,不但保存了精确的轮廓边缘,同时也保证了无纹理区域深度的平滑性。测试结果表明,该算法在重建速度及质量上均优于原始方法。

关键词 机器视觉; 光场; 深度重建; 先验似然; 交叉检测

中图分类号 TP391.9

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201535.0715002

High Resolution Light Field Depth Reconstruction Algorithm Based on Priori Likelihood

Ding Weili¹ Ma Pengcheng^{1,3} Lu Ming^{2,3} Huang Xiangsheng³

¹*Institute of Electrical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao, Hebei 066004, China*

²*School of Information Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100049, China*

³*Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China*

Abstract In order to solve the problem that traditional two-frame and multi-view stereo matching have a poor effect and robustness in dealing with occlusion and low texture regions. A depth reconstruction algorithm based on epipolar plane image (EPI) is proposed to reconstruct complicated and fine scenes deeply. According to the special linear structure of EPI, a cross-detect model is proposed to detect the outlines of EPI, whose depth is computed by combining the exponent distance function and distance weight coefficient. The contour depth is used as a priori to the inner flat regions, and the priori likelihood is integrated into an energy function. The contour depth is propagated to the whole depth map by minimizing the energy function. The proposed algorithm is local, so it not only preserves the exact contour edge depth but also assures the smoothness of low texture regions. The test result shows that the proposed algorithm is superior to the primary in term of reconstruction speed and quality.

Key words machine vision; light field; depth reconstruction; priori likelihood; cross-detect model

OCIS codes 150.6910; 330.1400; 100.2000; 100.3010; 100.6890

1 引 言

光场^[1-2]是指光在每一点,通过每个方向的光量,通常用一组在空间稠密采样的图像序列表示,称之为光场图像。相较于传统图像,它不但记录了光线的照度信息,同时也记录了光线的方向信息,可通过相机阵列^[3]、多透镜阵列^[4]、非结构化方法^[5]以及编码孔径技术^[6]等方法获取。基于光场图像的重建是指从获取的光场图像

收稿日期: 2014-12-26; 收到修改稿日期: 2015-02-11

基金项目: 国家自然科学基金(61005034, 61175034, 61103154)、河北省自然科学基金(F2012203185)

作者简介: 丁伟利(1979—),女,博士,副教授,主要从事计算机视觉方面的研究。E-mail: weiye51@ysu.edu.cn

通信联系人。E-mail: 598555394@qq.com

序列中提取场景的深度信息,相比于传统重建算法^[17-16],光场图像由于同时记录了场景的照度和方向信息,所以在处理遮挡和弱纹理区域时,可以得到更好的重建效果。

对于光场重建算法,Bolles等^[17]提出了极平面图像(EPI)的概念及其获取方法,根据EPI的线性结构特点利用直线拟合的方法进行深度计算。Criminisi等^[18]采用分层思想,通过迭代提取的方法将EPI分成了一系列不同深度的EPI-tube,对光场的反射特性进行描述与分类,去除了EPI-tube上镜面反射的影响。Wanner等^[19-21]提出了一种基于能量的深度重建方法,通过在EPI上计算结构张量来估计局部视差,并在全局内进行能量优化,将局部结果整合到全局一致的深度图中,在损失了部分细节的同时,得到了更加平滑的深度结果。Kim等^[22]提出了一种由精到粗的深度扩散策略,首先计算具有较高置信度的轮廓边缘深度,然后通过逐次降采样,计算轮廓内部的深度,最终得到一个保存了较多轮廓边缘信息的深度图。针对光场中存在的遮挡问题,Chen等^[23]提出了在表面相机^[24]上进行双边一致性度量的方法,有效地去除了遮挡区域场景点的影响,使得在这些区域深度计算的精度以及稳健性大大所提高。在这些方法中,文献[19-21]采用全局优化虽然得到较为平滑的结果,但却损失了边缘的深度信息;文献[22]采用了局部的方法,边缘深度得到很好地保存,但是每次进行深度计算时都是在整个深度范围内进行搜索,增加了时间开销;文献[23]的双边一致性度量需要同时载入整个光场,内存消耗严重,因此只适用于较小的光场。

针对以上算法存在的问题,本文提出了一种由边缘支撑点的深度作为先验,通过先验似然的扩散策略求解内部弱纹理区域深度的光场重建算法。该算法对光场图像序列进行切片操作,得到相互独立的二维EPI图像,并针对EPI的线性结构特点,提出一种交叉检测模型,用于快速准确地检测图像的轮廓边缘。采用结构张量对边缘点的深度值进行预估,并通过照度一致性得分求取精确的边缘深度。通过最小化由先验项和似然项组成的能量函数,将深度扩散到整个区域,得到稠密的深度图。

2 光场获取及表示

假设由 $m \times n$ 个等间隔排列的相机组成一个相机阵列,每个相机拍摄的图像大小为 $p \text{ pixel} \times q \text{ pixel}$,阵列中相机光心所在二维平面为 Π_{st} ,图像平面为 Π_w ,所有这些图像记录的信息就是对四维(4D)光场的一个描述:

$$\Pi_w \times \Pi_{st} \rightarrow \mathbb{R}^3, (u,v,s,t) \rightarrow L(u,v,s,t), \quad (1)$$

式中 $[r=L(u,v,s,t)] \in \mathbb{R}^3$,表示在二维光心平面 (s,t) 处通过图像平面 (u,v) 方向的光线的照度。

图1为光场深度重建过程示意图,对于第 t^* ($t^*=1$)行相机拍摄的 n 幅图像,抽取第 v^* 行像素并按从上到下的次序排列,得到一个大小为 $n \times q$ 有着线性结构的图像[图1(b)],这个图像就是EPI。类似于固定 (v,t) 在 $u-s$ 方向上对光场图像进行一个切片操作,得到的每一片就是一个EPI,定义为

$$\mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^3, (u,s) \rightarrow E_{v^*,t^*}(u,s), \quad (2)$$

式中 $E_{v^*,t^*}(u,s) \in \mathbb{R}^3$ 表示EPI上点 (u,s) 处的亮度值。

对于三维空间中一点 $P(X,Y,Z)$,如图2(a)所示,假设它在光场图像第 v^* 行相机上的投影分别为 $\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$,其对应的相机光心为 $\{C_1, C_2, \dots, C_n\}$,以 Δs 的距离等间隔分布,那么 P 点在任意相邻两幅图像之

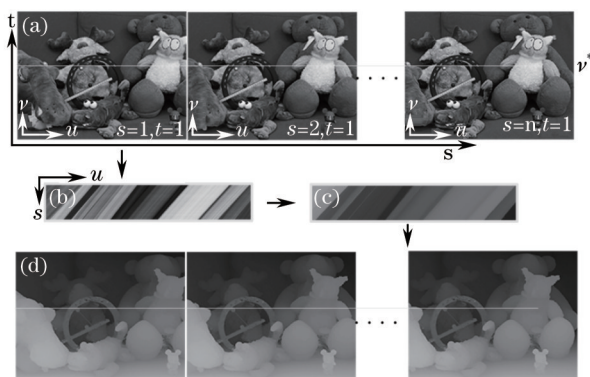


图1 光场深度重建过程。(a) 光场图像序列;(b) EPI;(c) EPI深度图;(d) 深度图像序列

Fig.1 Process of light field depth reconstruction. (a) Sequence of light field images; (b) EPI; (c)depth of EPI; (d) sequence of depth images

间投影的视差 $\Delta u = p_{i+1} - p_i$ 是相等的, 由三角测量原理, 得 P 点的深度 Z 为

$$Z = \frac{f}{\Delta u} \Delta s, \quad (3)$$

式中 f 为光心平面 Π_{st} 和图像平面 Π_{uv} 之间的距离。取出第 v^* 行的 EPI, 如图 2(b) 所示, 此时 P 点的投影 $\{p_1, p_2, \dots, p_n\}$ 组成了 EPI 上斜率为 $\Delta s / \Delta u$ 的直线 l_p , 且这条直线的斜率同 P 点的深度成正比关系。这样就将求解场景深度的问题转化为了求解对应 EPI 上直线斜率的问题。

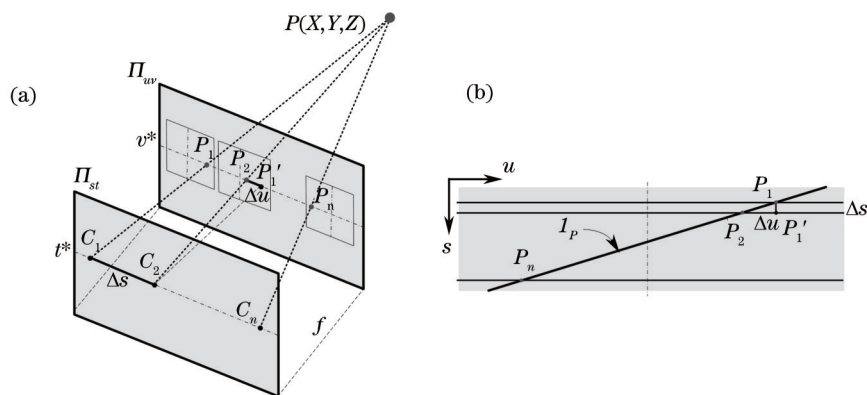


图 2 (a) 光场序列中的场景点; (b) EPI 中的场景点

Fig.2 (a) Scene points in light field sequence; (b) scene points in EPI

3 边缘深度计算

3.1 边缘检测

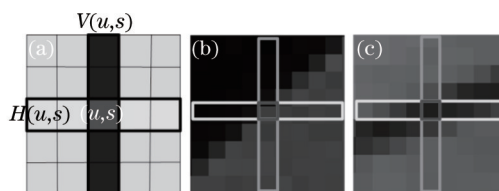


图 3 (a) 交叉检测模型; (b) 强边缘; (c) 弱边缘

Fig.3 (a) Cross-detect model; (b) strong edge; (c) weak edge

如图 3(a) 所示, 定义用于检测轮廓边缘的交叉检测模型, 由大小各为 11 pixel 的水平窗 $H(u, s)$ 和垂直窗 $V(u, s)$ 组成, 分别表示 EPI 上点 (u, s) 在水平和垂直方向的 11 邻域。同时定义如下边缘得分函数:

$$S(u, s) = \sum_{(u', s') \in [V(u, s) \cup H(u, s)]} \|E(u, s) - E(u', s')\|^2, \quad (4)$$

式中 $E(u, s)$ 为 $E_{v, i}(u, s)$ 的简化表示。如果 $S(u, s)$ 大于阈值 ε_e 时, 则认为此像素为轮廓边缘点, 否则认为是非边缘点。

对于强轮廓边缘[图 3(b)], 水平窗或垂直窗均可以将其检测出; 而对于弱边缘[图 3(c)], 在一片区域 A 上划过一条窄带 B , 如果窄带的斜率较小, 则只有垂直窗起作用, 反之, 则只有水平窗起作用。交叉检测模型由于同时在水平和垂直两个方向进行检测, 所以对强弱边缘均有很好的检测效果。经过反复实验, $\varepsilon_e = 0.015$ 效果较好。

3.2 边缘深度估计

对于一个 EPI 图像 E , 结构张量 T 表示为

$$T = \begin{bmatrix} G_\sigma(E_u E_u) & G_\sigma(E_u E_v) \\ G_\sigma(E_u E_v) & G_\sigma(E_v E_v) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T_{uu} & T_{uv} \\ T_{uv} & T_{vv} \end{bmatrix}, \quad (6)$$

式中 G_σ 代表高斯平滑子, σ 为外尺度, E_u 、 E_v 表示 E 在 u 和 v 方向的梯度。根据文献[19], 由结构张量得到主方向与坐标轴的夹角 θ 以及视差估计 \hat{d} 为

$$\theta = \frac{1}{2} \arctan \frac{T_{vv} - T_{uu}}{2T_{uv}}, \quad (7)$$

$$\hat{d} = \tan \theta, \quad (8)$$

式中视差估计 \hat{d} 是一个近似值,为精确的视差计算提供初值。定义 λ_1, λ_2 表示 T 的两个特征值, e_1, e_2 为特征向量,如果 $\lambda_1 \gg \lambda_2$ 或 $\lambda_1 \ll \lambda_2$, 可以确定在这窗内存在一条线;反之 λ_1 与 λ_2 越接近,证明窗内像素的亮度值分布比较均匀,存在线的可能性就比较小。为了确定这种可能性,引入边缘可靠性 c

$$c = \left(\frac{\lambda_1 - \lambda_2}{\lambda_1 + \lambda_2} \right)^2 = \frac{(T_{vv} - T_{uu})^2 + 4T_{uv}^2}{(T_{vv} + T_{uu})^2}, \quad (9)$$

对可靠性较高的边缘点和可靠性较低边缘点,采用不同的搜索策略。给定阈值 γ (实验中取为 0.5), 当 $c \geq \gamma$ 时,视差估计 \hat{d} 是可靠的,将搜索限定为以 \hat{d} 为中心的半全局内;当 $c < \gamma$ 时,视差估计 \hat{d} 不可靠,为了确保计算精度,将搜索范围调整为整个视差等级。

3.3 边缘深度精化

对每一个边缘点 (u, s) 都估计一个深度搜索范围。当给定范围内任意一个视差 d , 就会有一条直线与之对应,且这条直线上所有像素组成点集 Ω_d :

$$\Omega_d(u, s) = \{[u + (s - s')d, s'] \mid s' = 1, 2, \dots, n\}, \quad (10)$$

定义图像一致性得分为 $P_d(u, s)$:

$$P_d(u, s) = \frac{1}{|\Omega_d(u, s)|} \sum_{(u', s') \in \Omega_d} \rho(\Delta s) \varphi[E(u, s) - E(u', s')], \quad (11)$$

式中 $|\Omega_d|$ 表示集合 Ω_d 中元素的个数, $\varphi(x) = 1 - \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right)$ 为指数距离度量函数, $\rho(x) = \exp\left(\frac{x}{|\Omega d|}\right)$ 为距离权重系数,实验中取 $\sigma = 1.0/255$ 。

一致性得分反映的是像素相关性程度,得分越高,说明集合中像素来自同一条直线的概率越大。如图 4(a)所示,过边缘点 Q 的不同直线对应着图 4(b)中不同的一致性得分,采用赢者全拿策略,选择图像一致性得分最高时的视差为当前像素的视差真实值,即:

$$D(u, s) = \arg \max_d P_d(u, s). \quad (12)$$

当存在遮挡及镜面反射时,如图 4(a)所示,视差真实值处的一致性得分就会降低,进而影响最终的结果。因此,在一致性得分函数中加入了距离权重系数 $\rho(x)$,用以降低距离参考点较远、容易发生遮挡和镜面反射像素点的权重,提高计算结果的准确性和稳健性。

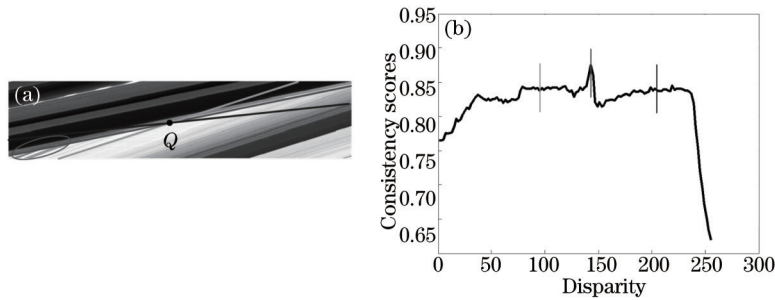


图 4 (a) 过点 Q 的不同直线;(b) Q 在不同视差下的一致性得分

Fig.4 (a) Different lines crossing point Q ; (b) consistency scores of Q in different disparities

4 深度扩散

对于 EPI 上的任意一行 u , 定义所有已求深度边缘点组成的集合为支撑点集 \mathbb{R} , 对这条线上的每一个未求深度的像素点 (u, s) , 找到左右分别距离它最近的支撑点 (u_1, s) , (u_2, s) , 及其深度 $d(u_1, s)$, $d(u_2, s)$, 进行线性插值得到 (u, s) 的先验深度 $\mu(u, s)$,

$$\mu(u,s) = \frac{u-u_1}{u_2-u_1}d(u_2,s) + \frac{u_2-u}{u_2-u_1}d(u_1,s). \quad (13)$$

记 (u,s) 的真实深度为 $d(u,s)$, 根据贝叶斯定理, 假定 $d(u,s)$ 满足高斯分布, 且均值为先验深度 μ , 方差为 α (实验中取为 8), 那么先验项可以描述为

$$E_{\text{prior}} = \begin{cases} \Phi + \exp\left(-\frac{(d-\mu)^2}{2\alpha^2}\right), & |d-\mu| < 3\alpha, \\ 0, & \text{others} \end{cases}, \quad (14)$$

式中 Φ 是一个正数 (实验中取为 0.0005), 防止 E_{prior} 的值过于接近零。

在搜索区间内, 当给定一个视差 d , 可以得到一个集合 Ω_d , 用于存放当前 d 所对应的直线上所有的像素点。类似于一致性得分函数, 用拉普拉斯分布定义似然项为

$$E_{\text{likelihood}} = \exp\left[-\beta \frac{\sum_{E(u^*,s^*) \in \Omega_d} \|E(u^*,s^*) - E(u,s)\|_1}{|\Omega_d|}\right], \quad (15)$$

式中 β 为常系数 (实验中取为 5) 用于调节先验项与似然项之间的比率。

最后, 对未知深度的像素点 $E(u,s)$, 将先验项和似然项的对数相加并取负, 得到视差为 d 时的能量函数为

$$E(d) = -[\log(E_{\text{prior}}) + \log(E_{\text{likelihood}})], \quad (16)$$

通过能量函数最小化, 最终将深度从轮廓边缘扩散到内部弱纹理区域, 得到稠密的深度图。

5 实验结果与分析

实验主要基于文献[22]所提供的数据集进行测试, 验证算法的有效性。实验环境为: Core4 i7-2600 3.4GHz CPU, 4G 内存, NVIDIA GeForce GT 730M GPU, Microsoft VS2010 VC++ 编程环境。

图 5 为光场重建的整体实验结果对比。1) 在细节保存能力上, 所提出的交叉检测模型使得更多细小的边缘被检测出, 确保边缘检测准确性; 2) 在深度扩散时, 本文算法所采用的指数距离度量函数和距离权重系数相结合的思想, 既有效地排除了遮挡和镜面反射的影响, 又使真实值处的能量值达到全局最小。因此, 相较于文献[22]的算法, 本文算法具有更好的细节保存能力。

在运算时间上, 本文算法不仅使大部分的边缘深度搜索范围变为半全局, 而且对于内部弱纹理区域, 由于利用了先验信息, 只需要在一个很小的深度范围内进行搜索, 相对于文献[22]的全深度搜索范围, 大大减少了计算量。表 1 为本文算法分别在中央处理器(CPU)与图形处理器(GPU)下的运行时间对比。由表 1 可知, 本文算法在 GPU 上的运行平均时间约为 200s。

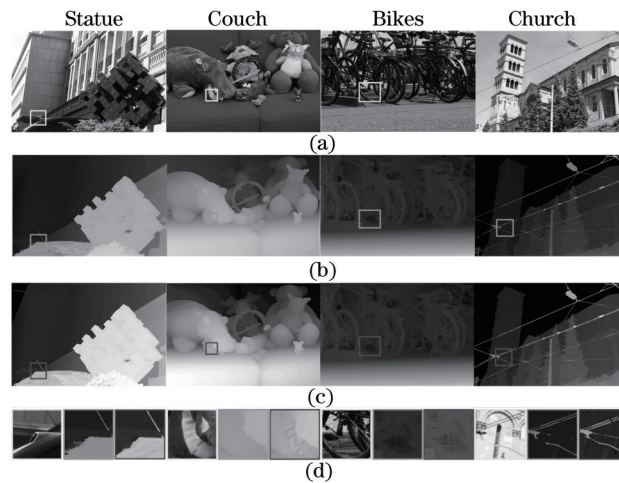


图 5 重建结果对比。(a) 原图像; (b) 文献[22]算法; (c) 本文算法; (d) 效果对比

Fig.5 Comparing for reconstruction results. (a) Original image; (b) algorithm from Ref [22]; (c) proposed algorithm; (d) result contrast

表1 CPU与GPU运行时间对比

Table 1 Run time contrast of CPU and GPU

	Statue	Couch	Bikes	Church
Size /pixel	2622 × 1718 × 151	4020 × 2679 × 101	2676 × 1752 × 51	4007 × 2622 × 101
CPU	1680 s	2160 s	1200 s	1920 s
GPU	213 s	265 s	180 s	248 s

5.1 不同距离度量函数对结果的影响

在图6中, L_1 、 L_2 代表绝对距离度量函数和平方距离度量函数, L_3 为本文算法提出的指数距离度量函数。从结果可以看出, 当所求像素为高可靠性的强轮廓边缘[图6(a)绿框中心]时, 三种距离度量函数都可以很好地找到最小能量时对应的深度值, 且深度值一致, 均为全局能量最小值。而对于内部弱纹理区域[图6(a)红框中心]或者低可靠性的弱轮廓边缘[图6(a)黄框中心], L_1 、 L_2 得到的是一个较为平坦的区域, 不容易找到极小值; 而选用指数距离度量函数, 可以明显地看出, 深度真实值所对应的能量值为局部极小值, 且与周围的能量值有较好的区分性, 这使得深度计算结果更加真实有效, 稳健性更高。

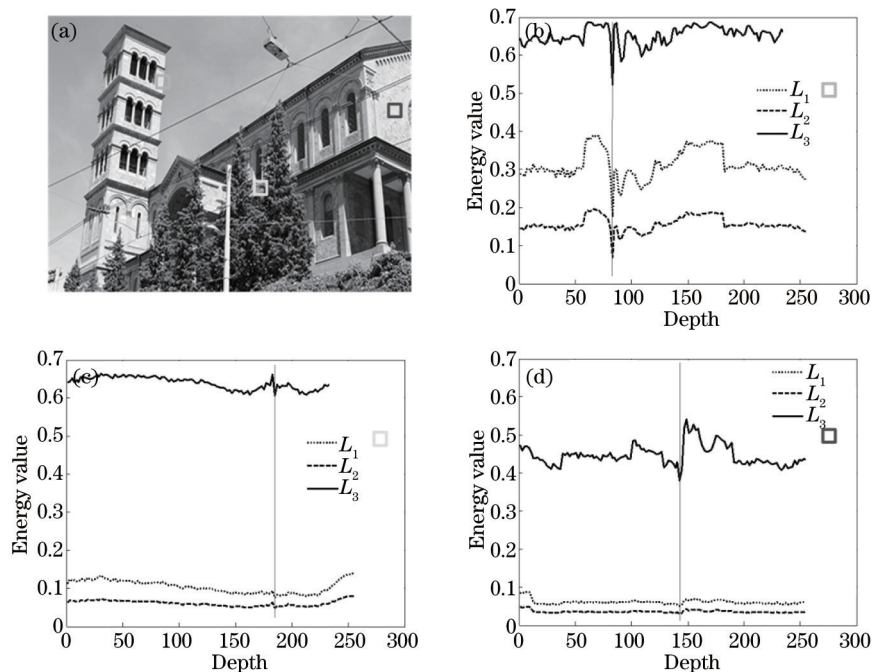


图6 不同距离函数对结果的影响

Fig.6 Consequence of different distance functions

5.2 距离权重系数的影响

图7为siggraph13数据集statue上的一组实验, 由图7(b)、图7(c)两组对比结果可以明显看出, 不增加距离权重系数时, 在雕塑和车子的边缘出现毛边的现象, 即发生了严重的深度计算错误; 而增加距离权重系数时, 则变得光滑。这说明增加距离权重系数可以显著地提高深度不连续区域的深度计算准确率。

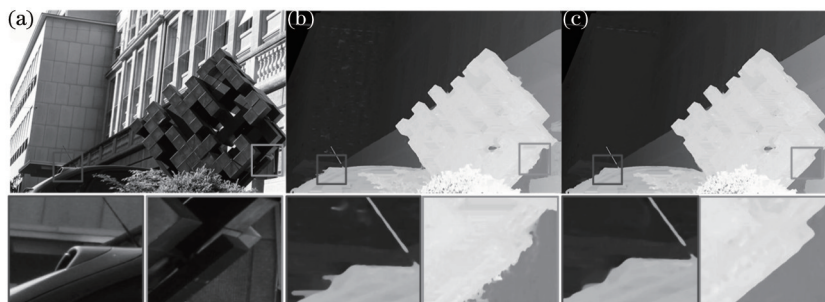


图7 距离权重系数影响。(a) statue图; (b) statue深度图, 无距离权重系数; (c) statue深度图, 增加距离权重系数

Fig.7 Consequence of distance weight coefficient. (a) Statue image; (b) statue depth image, without distance weight coefficient; (c) statue depth image, with distance weight coefficient

6 结 论

提出了基于先验似然扩散策略的高分辨率光场图像深度重建算法。相比传统重建算法,利用了EPI图像的线性结构特点,在不进行特征提取与匹配的前提下,通过边缘斜率来确定边缘深度,并作为内部区域深度的先验知识。提出了交叉检测模型,在保证计算速度的同时,筛选出高可靠性的强弱轮廓边缘。利用了指数距离度量函数和距离权重系数相结合的方法,有效地抑制了深度不连续区域遮挡和镜面反射的影响。在深度扩散阶段,提出了先验似然的扩散策略,不仅利用了边缘深度的先验知识,缩小了深度的搜索范围,减少了计算量,而且通过能量函数最小化,准确地将深度从边缘扩散到整个区域,得到稠密的深度图。该算法有效地利用了光场图像的冗余信息以及EPI图像的结构特点,并通过GPU并行运算,很好地解决了双目视觉一贯存在的遮挡、镜面反射问题以及多目立体实时性较差的问题。算法在确保局部边缘深度精确性的方面,表现比较良好,但牺牲了部分区域像素的深度平滑性。因此,未来的工作将会更加关注平滑性,以及处理好精度、速度以及平滑性三者之间的关系。

参 考 文 献

- 1 Gortler S J, Grzeszczuk R, Szeliski R, *et al.*. The lumigraph[C]. Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques ACM, 1996: 43-54.
- 2 Levoy M, Hanrahan P. Light field rendering[C]. Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. ACM, 1996: 31-42.
- 3 Wilburn B, Joshi N, Vaish V, *et al.*. High performance imaging using large camera arrays[J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2005, 24(3): 765-776.
- 4 Ng R, Levoy M, Brédif M, *et al.*. Light field photography with a hand-held plenoptic camera[J]. Computer Science Technical Report CSTR, 2005, 2(11).
- 5 Davis A, Levoy M, Durand F. Unstructured light fields[C]. Computer Graphics Forum. Blackwell Publishing Ltd, 2012, 31(2pt1): 305-314.
- 6 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 Graph, 2007, 26(3): 69.
- 7 Geiger A, Roser M, Urtasun R. Efficient large-scale stereo matching[C]. Proceedings of the Asian Conference on Computer Vision, 2010: 25-38.
- 8 Furukawa Y, Ponce J. Accurate, dense, and robust multiview stereopsis[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2010, 32(8): 1362-1376.
- 9 Zhang Chao, Wang Qionghua, Li Dahai, *et al.*. Acquisition of parallax images for multi-view auto-stereoscopic display based on SIFT matching algorithm[J]. Acta Optica Sinica, 2010, 30(7): 1989-1993.
张超,王琼华,李大海,等.基于SIFT匹配算法的多视点自由立体显示视差图像的生成[J].光学学报,2010,30(7):1989-1993.
- 10 Yang Q. A non-local cost aggregation method for stereo matching[C]. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), IEEE Conference on, 2012: 1402-1409.
- 11 Zhu Shiping, Li Zheng. A stereo matching algorithm using improved gradient and adaptive window[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(1): 0110003.
祝世平,李政.基于改进梯度和自适应窗口的立体匹配算法[J].光学学报,2015,35(1):0110003.
- 12 Hu Shaoxing, Wang Weida, Chai Jin, *et al.*. Method of remote sensing images dense matching based on multi-scale features[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(s2): s211001.
胡少兴,王惟达,柴进,等.基于多尺度特征的遥感图像密集匹配方法[J].光学学报,2013,33(s2):s211001.
- 13 Hirschmuller H. Stereo processing by semiglobal matching and mutual information[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2008, 30(2): 328-341.
- 14 Jia Songmin, Wang Ke, Li Xiuzhi, *et al.*. Monocular camera three dimensional reconstruction based on variation model[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(4): 0415002.
贾松敏,王可,李秀智,等.基于变分模型的单目视觉三维重建方法[J].光学学报,2014,34(4):0415002.
- 15 Zhu Shiping, Yang Liu. Stereo matching algorithm with graph cuts based on adaptive watershed[J]. Acta Optica Sinica, 2013, 33(3): 0315004.

- 祝世平, 杨 柳. 基于自适应分水岭的图割的立体匹配算法[J]. 光学学报, 2013, 33(3): 0315004.
- 16 Ding Weili, Li Yong, Wang Wenfeng, *et al.*. Depth estimation of urban road image based on contour understanding[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(7): 0715001.
- 丁伟利, 李 勇, 王文锋, 等. 基于轮廓特征理解的城市道路图像深度估计[J]. 光学学报, 2014, 34(7): 0715001.
- 17 Bolles R C, Baker H H, Marimont D H. Epipolar-plane image analysis: An approach to determining structure from motion[J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(1): 7-55.
- 18 Criminisi A, Kang S B, Swaminathan R, *et al.*. Extracting layers and analyzing their specular properties using epipolar-plane-image analysis[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2005, 97(1): 51-85.
- 19 Wanner S, Goldluecke B. Variational light field analysis for disparity estimation and super-resolution[J]. Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on, 2014, 36(3): 606-619.
- 20 Wanner S, Goldluecke B. Globally consistent depth labeling of 4D light fields[C]. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Conference on. IEEE, 2012: 41-48.
- 21 Wanner S, Goldluecke B. Spatial and angular variational super-resolution of 4D light fields[C]. Computer Vision-ECCV 2012. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 608-621.
- 22 Kim C, Zimmer H, Pritch Y, *et al.*. Scene reconstruction from high spatio-angular resolution light fields[J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(4): 73-83.
- 23 Chen C, Lin H, Yu Z, *et al.*. Light field stereo matching using bilateral statistics of surface cameras[C]. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Conference on. IEEE, 2014: 1518-1525.
- 24 Yu J, McMillan L, Gortler S. Scam light field rendering[C]. Computer Graphics and Applications, 2002. Proceedings. 10th Pacific Conference on. IEEE, 2002: 137-144.

栏目编辑: 苏 岑