

基于聚焦堆栈单体数据子集架构的全局成像

亢新凯, 邱钧, 刘畅*, 何迪

北京信息科技大学应用数学研究所, 北京 100101

摘要 提出基于聚焦堆栈单体数据子集架构的全局成像方法, 该方法可以提高单体内部的重建精度, 减少由物体边界深度跳跃带来的重建误差。首先采用 Alpha Matting 算法获取物体的边界信息, 按照物体的边界信息在 (x, y) 空间中对聚焦堆栈进行精确划分, 在深度方向上对聚焦堆栈数据进行筛选, 获得聚焦堆栈单体数据子集。然后根据聚焦测度对单体数据子集进行深度重建和全聚焦成像, 利用全变差正则化优化计算结果。最后将优化后的聚焦堆栈单体数据子集的重建结果进行全局融合, 得到全局场景的深度图和全聚焦图。实验结果表明, 提出的基于聚焦堆栈单体数据子集架构的全局成像方法可以提高计算效率和重建结果的质量, 为聚焦堆栈计算成像提供一种优化方案。

关键词 成像系统; 聚焦堆栈; 计算成像; 单体数据子集; 聚焦测度

中图分类号 TP391

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP57.241101

Global Imaging Based on Monomer Subset of Focal Stack Architecture

Kang Xinkai, Qiu Jun, Liu Chang*, He Di

Institute of Applied Mathematics, Beijing Information Science and Technology University, Beijing 100101, China

Abstract A global imaging method based on the focus stack monomer data subset architecture is proposed, which it can improve the reconstruction accuracy inside the monomer and reduce the reconstruction error caused by the depth jump of the object boundary. First, the Alpha Matting algorithm is used to obtain the boundary information of the object, the focus stack is accurately divided in the (x, y) space according to the boundary information of the object, and the focus stack data is selected in the depth direction to obtain the focus stack monomer subset. Then, according to the focus measure, depth reconstruction and all-focus imaging are performed on the monomer subset, and the calculation result is optimized by the total variation regularization. Finally, the optimized reconstruction results of the monomer subset of the focus stack are globally fused to obtain the depth map and the full focus map of the global scene. Experimental results show that the proposed global imaging based on the focus stack monomer data subset architecture can improve the computational efficiency and the quality of the reconstruction results, and provide an optimized solution for the focus stack computational imaging.

Key words imaging systems; focal stack; computational imaging; monomer subset; focus measure

OCIS codes 110.1758; 110.6880; 100.6890

1 引言

计算成像是将图像信息的处理和计算步骤引入到图像形成的过程中, 为此新的成像机制、计算方法和重建方法被相继提出, 采用这些机制和方法可以重构出更丰富的场景信息, 并且可以提高成像精度以及提升应用水平。聚焦堆栈计算成像是计算成像的一种, 其可以实现深度重建、全聚焦成像和光场重

建。聚焦堆栈数据是在固定角度下拍摄一组聚焦在不同平面上的图像, 通过移动被拍摄物体^[1]、移动或改变成像镜头^[2-3]和移动成像探测器^[4]来获得。聚焦堆栈数据蕴含着丰富的场景信息, 对数据进行逐像素处理可以实现场景深度图和全聚焦图的重建, 使用投影模型可以重建出任意角度分辨率的光场^[5], 从而实现光场显示^[6]和立体显示。这一计算成像技术可以在诸多领域中得到应用, 在手机端使

收稿日期: 2020-03-30; 修回日期: 2020-05-13; 录用日期: 2020-05-21

基金项目: 国家自然科学基金(61931003, 61871042, 61801031)、北京市教委科研计划一般项目(KM201911232009)

*E-mail: liuchang@bistu.edu.cn

用聚焦堆栈成像技术^[7]可以实现场景的景深拓展;在虚拟现实和增强现实领域中,使用聚焦堆栈成像技术可以对液态镜聚焦面进行准确地追踪和处理数据,从而获得裸眼三维效果^[8]。

聚焦堆栈计算成像方法是基于 SFF (Shape From Focus)^[1]来重建场景深度和全聚焦图,对聚焦测度的描述是聚焦堆栈计算成像理论研究的关键问题之一。对聚焦测度的描述方法可分为基于空域信息的聚焦测度、基于频域信息的聚焦测度和基于统计学信息的聚焦测度三大类。基于频域信息的聚焦测度的描述过程复杂而且难以产生快速算法,所以在实时计算过程中使用较少^[8]。基于统计学信息的聚焦测度易受到噪声的影响,限制其在实际中的应用。在实际中,常使用基于空域信息的聚焦测度来评估聚焦程度。如 Huang 等^[9]指出了在不考虑时间的情况下,基于 SML (Sum of Modified Laplacian)的聚焦测度^[1]可以比其他基于空域信息的聚焦测度提供更好的性能。随后又有一系列基于 SML 的聚焦测度被提出,如自适应加权的 SML 算法的聚焦测度^[10]、加权 SML 和调和函数方差的聚焦测度^[11]以及使用融合特征点密度与边界信息^[12]的聚焦测度等。由于聚焦堆栈数据量大,所以在一些应用场景中需要在较高的时间分辨率下完成数据的采集,从而减少聚焦堆栈数据量进而高效地计算深度和全聚焦图,这是聚焦堆栈计算成像应用的研究重点之一。Muhammad 等^[13]提出了聚焦堆栈采样步长的优化方法,针对不同场景来改进聚焦堆栈的采样步长。Hasinoff 等^[14]在硬件设计上通过优化设置的焦距和光圈来减少聚焦堆栈数据的采集次数。Choi 等^[15]设计了可变光圈相机和可变焦距的聚焦堆栈采

集系统,该系统可以快速实现场景的全聚焦成像。

场景中物点之间的空间关系是计算成像和场景重构的重要先验信息之一。场景中单个物体内部的物点通常具有空间连续性和深度信息变化平滑的特点,物体的边界点通常是深度函数的跳跃间断点,而对应的深度函数可看作高阶可导的平滑函数,因此利用分片光滑函数来描述场景深度。聚焦堆栈计算成像的过程中,有效利用单一物体内部物点所具有的空间连续性,能够提高物体内部物点的重建精度和计算效率;有效避免由物体边界处深度跳跃带来的重建误差,能够提高物体边界的重建精度。

综上所述,本文提出基于聚焦堆栈单体数据子集架构的全局成像方法。首先对选取的聚焦堆栈单体数据子集进行单体成像,有效利用单一物体内部物点的空间连续性,并避免由物体边界处深度跳跃带来的重建误差。然后通过 (x, y) 空间中精确划分和在深度方向上筛选来获取聚焦堆栈数据的单体数据子集,可以减少参与重建的聚焦堆栈数据量,有效利用单个物体内部深度信息所具有的平滑性,并采用全变差正则化对重建结果进行优化。最后通过理论分析和具体实验来验证所提方法的有效性。实验结果表明,所提方法可以提高聚焦堆栈数据的重建精度和重建效率。

2 聚焦堆栈单体数据子集

聚焦堆栈单体数据子集是指在聚焦堆栈数据集中单个物体所对应的数据子集。从提取场景单体的角度出发,基于抠图的思想来提取目标单体的边界信息以构建场景的单体区域,进而提取聚焦堆栈单体数据子集,原理如图1所示。为了方便地描述聚

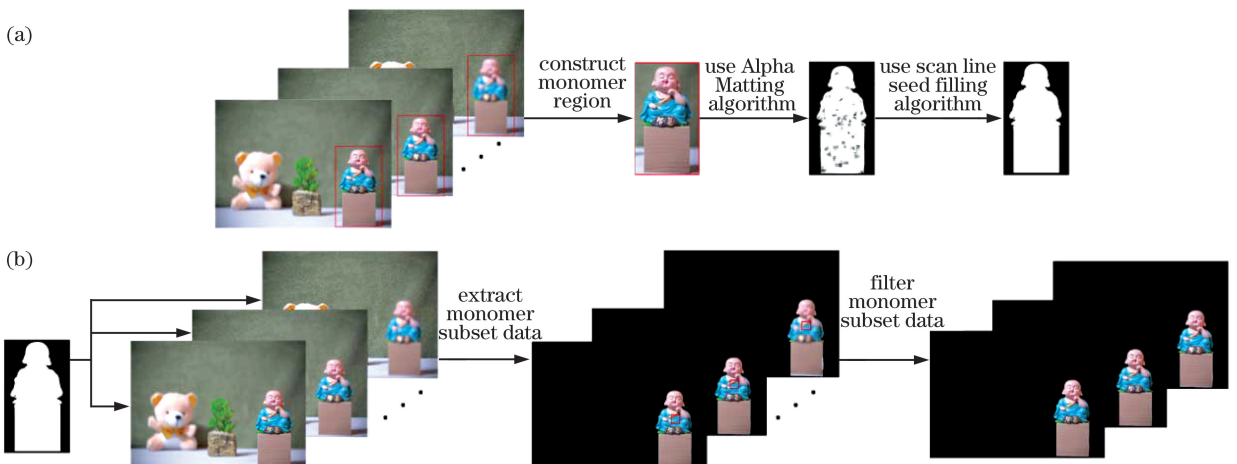


图1 聚焦堆栈单体数据子集的提取原理。(a)点 (x, y) 空间中的划分;(b)深度方向上的筛选

Fig. 1 Schematic of acquiring monomer subset of focal stack data. (a) Division in point (x, y) space; (b) filtering in depth direction

焦堆栈单体数据子集的获取过程,实验以一个单体为例进行说明。

从图1可以看到,先判断部分区域的聚焦测度并采用Alpha Matting算法在 (x,y) 空间中构建单体区域,构建单体区域后在深度方向上利用单体特征区域的聚焦测度来筛选聚焦堆栈数据。

$$\begin{cases} f(x,y) = \sum_{j=1}^J h_j(x,y), \text{supp}(f) = D, \text{supp}(h_j) = D_j \\ \bigcup_{j=1}^J D_j = D, \bigcap_{j=1}^J D_j = \emptyset \end{cases}, \quad (1)$$

式中: h_j 表示场景的第 j 个单体所对应的图像; D 表示聚焦堆栈的支集; D_j 表示第 j 个单体所在封闭区域支集; $\text{supp}(\cdot)$ 表示函数的支集。

构建单体区域的具体过程中,基于聚焦测度^[12]对区域进行初步判定,选出最清晰的聚焦区域,并采用Alpha Matting算法^[16]来精确获取单体区域的边界。基于Alpha Matting算法获取单体边界后,单体区域的内部仍存在部分抠图不完整的问题,为了避免其对后期单体提取的影响,采用扫描线种子填充算法^[17-18]对单体内部进行填充,从而得到内部完整的单体区域。填充完毕后,形成具有连通性的封闭区域单体。

在 (x,y) 空间中构建场景单体后,则在聚焦堆栈数据中第 j 个单体的第 i 个图像为

$$g_{(s_i,j)}(x,y) = \begin{cases} f_{s_i}(x,y), & (x,y) \in D_j \\ 0, & (x,y) \notin D_j \end{cases}. \quad (2)$$

2.2 获取聚焦堆栈单体数据子集

对于第 j 个单体的聚焦堆栈数据,模糊程度较大的聚焦堆栈数据将参与重建的计算过程中,但模糊程度较大的数据在计算过程中只会带来冗余信息,并且不能起到实质性的作用,因此在单体聚焦堆栈数据中,对单体聚焦堆栈数据进行筛选将会减少聚焦测度的计算次数,从而提高重建效率。筛选过程中,对单体的若干代表区域的聚焦清晰程度进行判断,以剔除聚焦测度较小的图像。

在深度方向上筛选后的聚焦堆栈单体数据为

$$g_{(s_v,j)}(x,y) = \begin{cases} g_{(s_i,j)}(x,y), & R_j(x,y) \geq T_j \\ 0, & \text{others} \end{cases}, \quad (3)$$

式中: $v=1,2,\dots,V,V < I$; $g_{(s_v,j)}$ 表示聚焦堆栈单体数据子集; R_j 表示在选取单体代表区域的聚焦测度; T_j 表示聚焦测度的阈值。

2.1 构建单体区域

在 (x,y) 空间中提取单体区域,即在 (x,y) 空间中划分单体所对应的区域子集。设 s_i 为聚焦堆栈第 i 个图像的深度,聚焦堆栈数据的集合为 $\{f_{s_i}(x,y), i=1,2,\dots,I\}$ 。在 (x,y) 空间中划分 J 个单体,划分后的聚焦堆栈单体数据可表示为

在 (x,y) 空间中构建场景单体后,在深度方向上进行筛选,获取的聚焦堆栈单体数据子集为

$$\{g_{(s_v,j)}(x,y) \mid (x,y) \in D_j\}. \quad (4)$$

3 聚焦堆栈单体数据子集架构的全局成像

单体内部的物点通常具有空间连续性和深度信息变化平滑的特点,而物体边界点通常是场景深度的跳跃点,因此利用分片光滑函数来描述整个场景的深度信息,单体的深度信息可以看作具有紧支集并在支集内连续且高阶可导的函数。基于这一观点,给出聚焦堆栈单体数据子集架构的全局成像方法,该方法可以提高单体的重建精度和计算效率,有效避免由物体边界处深度跳跃带来的重建误差,可以提高物体边界的重建精度。

3.1 单体的深度重建和全聚焦成像

基于聚焦堆栈单体数据子集的单体成像是利用单体区域内点 (x,y) 在不同深度 s_v 的聚焦测度,并将其作为依据来计算单体的深度信息。采用融合特征点密度与边缘信息^[12]的聚焦测度来提高重建的准确性,此聚焦测度既包含检测边缘算子又包含刻画图像细节特征点密度算子。

对聚焦堆栈单体数据 $g_{(s_v,j)}(x,y)$ 利用改进的拉普拉斯算子来提取图像边缘,表达式为

$$\nabla_M^2 g_{(s_v,j)}(x,y) = \left| \frac{\partial^2 g_{(s_v,j)}(x,y)}{\partial x^2} \right| + \left| \frac{\partial^2 g_{(s_v,j)}(x,y)}{\partial y^2} \right|, \quad (5)$$

式中: ∇_M^2 表示改进的拉普拉斯算子。对应的SML聚焦测度可以表示为

$$\Phi_{(s_v, j)}(x, y) = \sum_{a=x-N}^{x+N} \sum_{b=y-N}^{y+N} \nabla_{MG}^2 g_{(s_v, j)}(a, b),$$

$$\nabla_{MG}^2 g_{(s_v, j)}(a, b) \geq T, \quad (6)$$

式中: N 表示可以控制聚焦测度的窗口大小; T 表示阈值。

特征点密度可以表示为

$$R_{(s_v, j)}(x, y) = \sum_{k=1}^K T_{(s_v, j)}(x_k, y_k), \quad (7)$$

$$T_{(s_v, j)}(x_k, y_k) = \begin{cases} 1, & (x_k, y_k) \in \Psi(x, y) \\ 0, & \text{others} \end{cases}, \quad (8)$$

式中: $\Psi(x, y)$ 表示以点 (x, y) 为中心的邻域; $R_{(s_v, j)}(x, y)$ 表示点 (x, y) 在邻域 $\Psi(x, y)$ 中特征点的数量; (x_k, y_k) 表示第 k 个特征点的坐标, $k = 1, 2, \dots, K$ 。

结合 SML 的聚焦测度, 最终以 $0 \leq \alpha \leq 1$ 为加权的聚焦测度为

$$\Theta_{(s_v, j)}(x, y) = \alpha \Phi_{(s_v, j)}(x, y) + (1 - \alpha) R_{(s_v, j)}(x, y). \quad (9)$$

为了提升重建的准确性, 对深度上离散的 $\Theta_{(s_v, j)}(x, y)$ 进行数据拟合, 则拟合的二次曲线方程为

$$\Theta_{(s_v, j)}(x, y) = a_0 + a_1 s(x, y) + a_2 s^2(x, y), \quad (10)$$

式中: a_0 、 a_1 和 a_2 表示二次曲线方程的系数。采用最小二乘法来求得二次曲线的系数, 从而拟合成深度上连续的 $\Theta_{(s, j)}(x, y)$ 。

深度重建采用融合特征点密度与边缘信息的聚焦测度, 聚焦测度的最大值所对应的深度为点 (x, y) 的深度。 $s_j(x, y)$ 的目标泛函为

$$s_j(x, y) = \arg \max_s [\Theta_{(s, j)}(x, y)]. \quad (11)$$

求得深度图后, 将单体聚焦堆栈数据中最大的聚焦测度所对应的像素点组合成全聚焦图, 表达式为

$$A_{\text{allfocus}, j}(x, y) = f_{s_j(x, y)}(x, y). \quad (12)$$

3.2 单体成像的局部一致性优化

对单体数据子集进行场景的深度计算, 能够避免由物体边界处深度跳跃带来的聚焦测度误差, 进而在边界上能够获得较好的重建效果。利用分片光滑函数来描述整个场景的深度信息, 单体的深度信息可以看作具有紧支集并在支集内连续且高阶可导的函数。全变差正则化^[19]在图像复原和去噪的过程中能够保持图像的光滑性, 并消除图像复原可能带来的伪影。实验采用全变差正则化对单体数据子集的重建结果进行优化, 全变差正则化后的深度图可以表示为

$$D_{\text{depth}, j}(x, y) = \arg \min_{D_{\text{depth}, j}(x, y)} \left\{ \iint_{D_j} [D_{\text{depth}, j}(x, y) - s_j(x, y)]^2 dx dy + \lambda \iint_{D_j} |\nabla D_{\text{depth}, j}(x, y)| dx dy \right\}, \quad (13)$$

式中: $\nabla D_{\text{depth}, j}(x, y)$ 表示 $D_{\text{depth}, j}(x, y)$ 的梯度; λ 表示权重系数。

3.3 单体成像的全局融合

由于聚焦堆栈数据单体数据子集在点 (x, y) 空间中可以精确划分并且是在深度方向上筛选而获得的, 在点 (x, y) 空间中融合所有单体能够得到全局的深度图和全聚焦图, 表达式为

$$D_{\text{depth}}(x, y) = \sum_{j=1}^J D_{\text{depth}, j}(x, y), \quad (14)$$

$$A_{\text{allfocus}}(x, y) = \sum_{j=1}^J A_{\text{allfocus}, j}(x, y). \quad (15)$$

4 数据实验

为了验证基于聚焦堆栈单体数据子集的全局成

像方法的有效性, 在光学平台上搭建场景来采集聚焦堆栈数据。采用型号为 acA4112-20uc 的 Basler 工业相机并搭配定制的电动变焦镜头, 曝光时间固定为 10 ms, 光圈值为 $f/2$, 其中 f 为焦距。实验共设置三个场景, 其中场景一包含纹理区域、平滑区域和高亮区域, 场景二和场景三仅包含纹理区域。三个场景的深度分别从 700, 800, 1100 mm 开始, 深度的采样间隔均为 15 mm。每个场景均采集 21 张图像并作为初始的聚焦堆栈数据, 图像的分辨率为 1024 pixel \times 750 pixel, 不同场景的图像如图 2 所示。分别采用传统的聚焦堆栈计算成像方法和所提方法



图 2 不同场景采集的原始聚焦堆栈数据。(a)场景 1;(b)场景 2;(c)场景 3

Fig. 2 Raw focus stack data collected in different scenes. (a) Scene 1; (b) scene 2; (c) scene 3

对采集的数据进行计算成像,从深度重建的精度和全聚焦图的重建效果两方面对方法的有效性进行评估。

4.1 分析深度重建的精度

采用传统的聚焦堆栈计算成像方法计算深度图,结果如图 3(a)所示。利用所提方法计算深度图,结果如图 3(b)所示。图中 1 号区域为纹理区域,2 号区域为高亮区域,3 号区域为边界区域,三个

区域的分辨率均为 $9 \text{ pixel} \times 9 \text{ pixel}$ 。当计算场景深度时,将边界区域、纹理区域和高亮区域作为典型区域。为了充分验证所提方法的有效性,从深度图中选取纹理区域、高亮区域和边界区域,将所选区域内所有像素的平均值作为此区域的深度值,将激光测距仪测得的数据作为真实值,通过比较两种方法的计算结果与真实值的偏差来分析重建的精度,比较结果如表 1~3 所示。

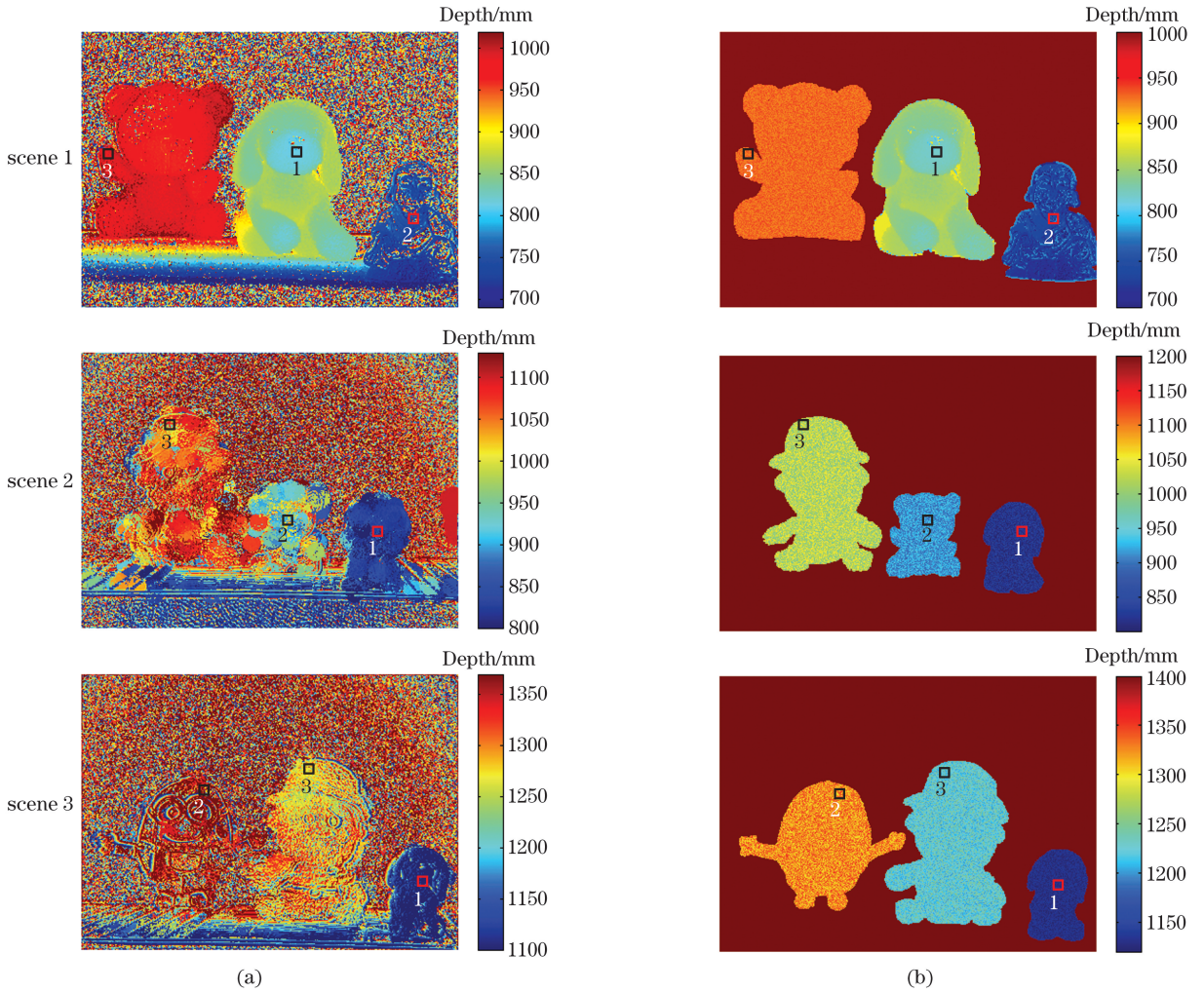


图 3 不同方法计算的深度图。(a)传统方法;(b)所提方法

Fig. 3 Depth maps calculated by different methods. (a) Traditional method; (b) proposed method

表 1 场景 1 中不同方法计算的深度比较

Table 1 Comparison of depth calculated by different

methods in scene 1 unit: mm

Method	Region 1	Region 2	Region 3
Traditional	865	786	1083
Proposed	858	778	926
Laser measured data	856	760	920

表 2 场景 2 中不同方法计算的深度比较

Table 2 Comparison of depth calculated by different

methods in scene 2 unit: mm

Method	Region 1	Region 2	Region 3
Traditional	1140	1333	1440
Proposed	1126	1328	1286
Laser measured data	1130	1320	1280

表 3 场景 3 中不同方法计算的深度比较

Table 3 Comparison of depth calculated by different methods in scene 3 unit: mm

Method	Region 1	Region 2	Region 3
Traditional	855	991	1240
Proposed	851	986	1064
Laser measured data	850	970	1060

场景 1 与场景 2 的采集距离接近,采用所提方法均能够较好地重建场景 1 和场景 2 中的纹理区域和边界区域。对于场景 1 中包含高亮区域的陶瓷和尚摆件,所提方法能够利用单体内部所具有的平滑性,使用全变差正则化可以在一定程度上减少重建的误差。

场景 2 与场景 3 的采集距离相对较远,在场景 2 和场景 3 中含有较多的纹理区域和边界区域及部分高亮区域,在一定的拍摄距离范围内,所提方法能够获得较高的重建精度。

从表 1~3 可以看到,相比于传统方法,所提方法能够高精度地重建边界区域和纹理区域,计算的深度值更接近实际值;采集距离在 0.8~1.5 m 之间,单体重建的精度与实际精度的误差在 16 mm 以内,其中边界区域和纹理区域的误差在 6 mm 以内。

为了进一步地比较所提方法和传统的聚焦堆栈计算成像方法对场景中所有物体重建的深度精度,选择深度图的某一行进行比较,行的选取需要包含场景中所有的单体。比较结果如图 4 所示,图 4(a)选取的是第 538 行,图 4(b)选取的是第 540 行,图 4(c)选取的是第 528 行。从图 4 可以看到,传统方法在物体边界的跳变趋势并不明显,且存在很多计算错误的地方,而所提方法能够明显地反映物体的边界部分。同时,在单体的内部区域,相比于波动较大的传统方法,所提方法对应的单体内部区域数据更为平滑,精度较高。所提方法利用单体区域深度具有一致性的性质,能够较好地重建单体区域的深度信息。

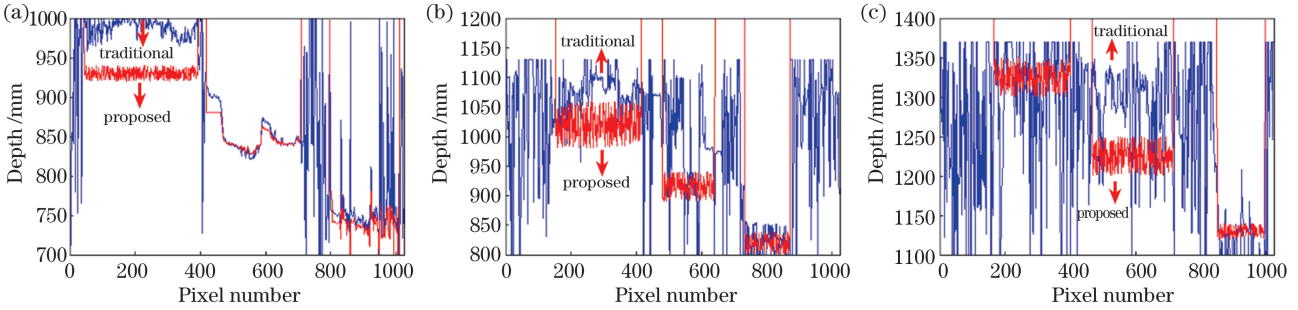


图 4 不同行在水平方向上的深度变化曲线。(a)第 538 行;(b)第 540 行;(c)第 528 行

Fig. 4 Depth variation curves of different rows in horizontal direction. (a) 538th line; (b) 540th line; (c) 528th line

4.2 分析全聚焦图重建效果

采用传统的聚焦堆栈计算成像方法和所提方法在三种场景下计算的全聚焦图,如图 5~7 所示。从图 5~7 可以看到,在三个场景的边界区域,所提方法能够准确地重建边界,而传统方法重建边界的效果不佳。从图 5 可以看到,摆件和尚

身体的外侧存在明显的伪影,这是由数量较多且模糊程度较大的聚焦堆栈数据参与到计算过程中而造成的,而所提方法计算的结果则没有这个现象,这是由于所提方法是根据聚焦测度对聚焦堆栈单体数据子集进行筛选,可以剔除模糊程度较大的数据。

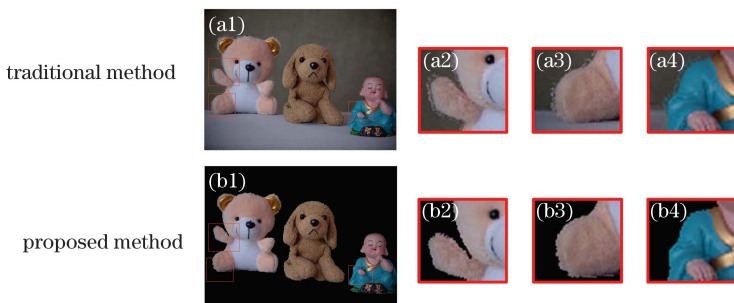


图 5 场景 1 的全聚焦图及其局部放大图

Fig. 5 Full-focus image of scene 1 and its partial enlarged views

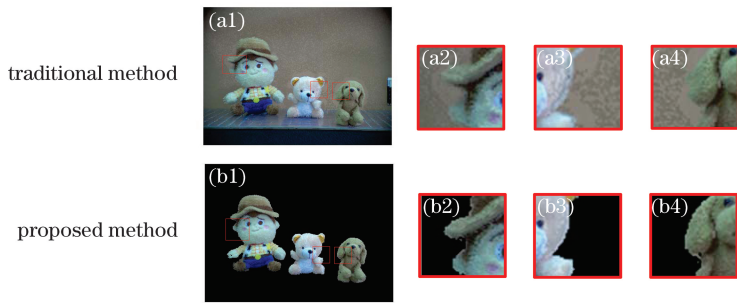


图 6 场景 2 的全聚焦图及其局部放大图

Fig. 6 Full-focus image of scene 2 and its partial enlarged views

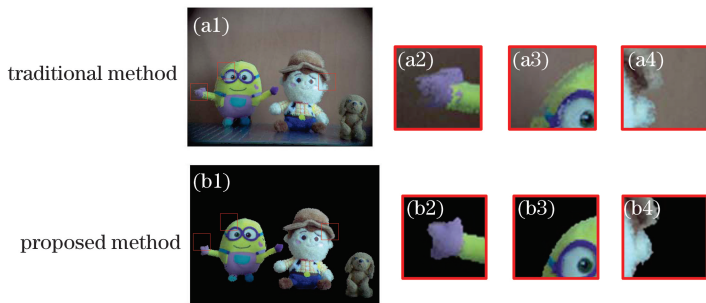


图 7 场景 3 的全聚焦图及其局部放大图

Fig. 7 Full-focus image of scene 3 and its partial enlarged views

此外,传统方法和所提方法的计算时间如表 4 所示。从表 4 可以看到,所提方法相比于传统方法减少约 90% 的计算时间,可以提高计算的效率。

表 4 不同方法计算时间的比较

Table 4 Comparison of calculation time of different methods unit: s

Method	Region 1	Region 2	Region 3
Traditional	3582	3641	3608
Proposed	342	362	358

综上多组实验结果表明,提出的聚焦堆栈单体数据子集的计算成像方法能够反映单体区域的全部信息,在物体边界上有较高的重建精度,同时可以提高单体内部的重建精度和重建效率。

5 结 论

通过对聚焦堆栈数据在 (x, y) 空间中精确划分并在深度方向上筛选,可以获取聚焦堆栈单体数据子集,基于聚焦堆栈单体数据子集架构来重建单体深度图和全聚焦图,最终融合成全局场景的深度图和全聚焦图。从集合的角度出发,本课题组先描述从聚焦堆栈数据全集中筛选单体数据子集的过程,后描述由单体数据子集重建场景单体的过程。采用分片光滑函数来描述整个场景的深度信息,描

述过程充分利用单体边界深度跳变和内部具有分片光滑的性质。通过聚焦堆栈单体数据子集的架构来提高单体内部的重建精度,避免由物体边界深度跳跃带来的重建误差。本课题组提出由子集划分形成全局融合成像的架构,可以提高单体内部的成像精度和全局计算的成像效率,这一成像架构可进一步推广到其他计算成像方法中。

参 考 文 献

- [1] Nayar S K, Nakagawa Y. Shape from focus [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1994, 16(8): 824-831.
- [2] Lin X, Suo J L, Wetzstein G, et al. Coded focal stack photography [C]//IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), April 19-21, 2013, Cambridge, MA, USA. New York: IEEE, 2013: 13580200.
- [3] Chang J H R, Kumar B V K V, Sankaranarayanan A C. Towards multifocal displays with dense focal stacks[J]. ACM Transactions on Graphics, 2019, 37(6): 198.
- [4] Miao D, Cossairt O, Nayar S K. Focal sweep videography with deformable optics [C]//IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), April 19-21, 2013, Cambridge, MA, USA.

- New York: IEEE, 2013: 13580204.
- [5] Liu C, Qiu J, Jiang M. Light field reconstruction from projection modeling of focal stack [J]. Optics Express, 2017, 25(10): 11377-11388.
- [6] Takahashi K, Kobayashi Y, Fujii T. From focal stack to tensor light-field display [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(9): 4571-4584.
- [7] Solh M. Real-time focal stack compositing for handheld mobile cameras [J]. Proceedings of SPIE, 2014, 9020: 90200Z.
- [8] Yeo T, Ong S, Sinniah R. Autofocusing for tissue microscopy [J]. Image and Vision Computing, 1993, 11(10): 629-639.
- [9] Huang W, Jing Z L. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(4): 493-500.
- [10] Aydin T, Akgul Y S. A new adaptive focus measure for shape from focus [C] // Proceedings of the British Machine Vision Conference 2008, September 2008, Leeds, UK. Nottingham: BMVA Press, 2008.
- [11] Chantara W, Ho Y S. Focus Measure of light field image using modified Laplacian and weighted harmonic variance [EB/OL]. [2020-03-29]. <http://icserv.gist.ac.kr/mis/publications/data/2016/3C-4.pdf>
- [12] He J M, Qiu J, Liu C. Fusing feature point density and edge information for scene depth estimation [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(7): 071101.
何建梅, 邱钧, 刘畅. 融合特征点密度与边缘信息的场景深度估计 [J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(7): 071101.
- [13] Muhammad M, Choi T S. Sampling for shape from focus in optical microscopy [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(3): 564-573.
- [14] Hasinoff S W, Kutulakos K N. Light-efficient photography [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2011, 33(11): 2203-2214.
- [15] Choi D, Pazyzbekova A, Zhou W H, et al. Improved image selection for focus stacking in digital photography [C] // 2017 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), September 17-20, 2017, Beijing, China, New York: IEEE, 2017: 2761-2765.
- [16] Levin A, Lischinski D, Weiss Y. A closed-form solution to natural image matting [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(2): 228-242.
- [17] Yu L S, Shen D Y. A refinement of the scan line seed fill algorithm [J]. Computer Engineering, 2003, 29(10): 70-72.
余腊生, 沈德耀. 扫描线种子填充算法的改进 [J]. 计算机工程, 2003, 29(10): 70-72.
- [18] Du J, Zheng Y G, Li M. A modified scan line seed fill algorithm [J]. Information Technology and Informatization, 2007(3): 79-80.
杜娟, 郑永果, 李敏. 一种改进的扫描线种子填充算法 [J]. 信息技术与信息化, 2007(3): 79-80.
- [19] Rudin L I, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. Physica D: Nonlinear Phenomena, 1992, 60: 259-268.