

基于空角一致性的光场抠图

刘天艺, 邱钧, 何迪*, 刘畅

北京信息科技大学应用数学研究所, 北京 100101

摘要 抠图算法能够有效地将二维图像的前景信息和背景信息分离, 实现目标提取、图像合成等计算成像处理。利用四维光场数据的空角耦合关系, 通过对光场数据的稀疏化表达建立了满足空角一致性的光场抠图传播模型, 并利用该模型将中心子孔径图像的 alpha 闭合解传播到其他子孔径平面中, 快速地得到了具有空角一致性的光场 alpha 图。同时, 基于对极平面图(EPI), 提出了光场 alpha 图空角一致性的定量评价指标。模拟数据集与实测光场数据的数值实验结果表明, 所提算法相比逐子孔径图像抠图方法, 能够减少冗余计算, 更快地得到具有更好空角一致性的高质量光场 alpha 图。

关键词 测量; 光场; 空角耦合关系; 光场抠图; 光场编辑

中图分类号 TP391 文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS202242.1612003

Light Field alpha Matting Based on Spatial-Angular Consistency

Liu Tianyi, Qiu Jun, He Di*, Liu Chang

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

Abstract The alpha matting algorithm can effectively separate the foreground and background information of two-dimensional images to realize object extraction, alpha image compositing, and other computational imaging processing. A light field alpha matting propagation model satisfying spatial-angular consistency is established through the sparse representation of light field data based on the spatial-angular interaction of four-dimensional light field data. The alpha closed form solution of the central sub-aperture image is propagated to other sub-aperture image plane by the propagation model, and the alpha images of light field with spatial-angular consistency can be obtained efficiently. In addition, a quantitative evaluation metric of spatial-angular consistency for light field alpha images based on epipolar plane image (EPI) is proposed. The numerical experiments are conducted on synthetic data sets and real light field data. The results show that compared with each sub-aperture image matting algorithm, the proposed algorithm can reduce redundant computation and quickly obtain high-quality light field alpha images with better spatial-angular consistency.

Key words measurement; light field; spatial-angular interaction; light field alpha matting; light field editing

1 引言

光场数据同时记录了光线的角度、位置和强度信息^[1-4], 光场抠图^[5]通过计算光场 alpha 图, 将场景的前景光场信息从完整光场数据中提取出来, 能够进一步进行光场 alpha 合成^[6]、光场编辑和三维(3D)场景生成^[7-8]等操作, 被广泛用于虚拟现实(VR)/增强现实(AR)/混合现实(MR)、3D 目标跟踪^[9-10]和 3D 目标识别等场景中^[11]。

关于光场抠图的方法可分为两类: 一类是对聚焦堆栈形式的光场数据进行抠图, Liu 等^[12]提出了一种

新的成像模型, 据此通过最小化能量函数来估计聚焦堆栈的 alpha 图; 另一类是对四维(4D)双平面参数化的光场数据进行抠图, Cho 等^[5]引入对极平面图(EPI)的平滑约束, 增强估计的 alpha 图在子孔径图像中的一致性, 实现 4D 光场数据抠图。之后, Cho 等^[13]进一步提出了一种自动生成三分图的算法, 该算法在前景与背景距离较远时, 能够生成较好的 alpha 图。对于前景深度较为一致的场景, 如果前景具有薄、半透明或模糊的特点, Fiss 等^[14]提出可以将光场建模为一个已知深度的二维(2D)前景层和 4D 背景光场层, 迭代求解 alpha 图, 进而实现前景分离。4D 光场数据可用 2D 子

收稿日期: 2022-02-14; 修回日期: 2022-03-13; 录用日期: 2022-03-21

基金项目: 国家自然科学基金(61871042, 61931003, 62001036, 62171044)、北京市自然科学基金(4222004)、北京信息科技大学“勤信人才”培育计划

通信作者: *dihe@bistu.edu.cn

孔径图像阵列表示,故逐子孔径图像进行 2D 图像抠图一定程度上可以看作实现了 4D 光场数据的抠图^[15]。关于 2D 图像抠图方法已有大量研究成果,主要可分为基于颜色采样^[16-23]和基于局部线性假设^[24-28]的两类算法。前一类算法在图像纹理复杂时,颜色采样错误较多,严重影响抠图结果,而后一类算法可以避免这个问题。泊松抠图算法^[27]根据 alpha 值的变化率来定义相似性,通过 alpha 梯度的泊松方程求解 alpha 图,计算时间较长。Levin 等^[28]提出的闭合解算法将求解 alpha 图过程建模成二次函数优化问题,保证了 alpha 图的局部平滑特性。2D 图像抠图的两类方法通过对像素间的关系进行不同的假设来建模,根据已知区域信息估计未知区域的 alpha 值。利用逐子孔径图像操作的方法进行光场抠图没有考虑不同子孔径图像间的联系,无法保持光场数据的空角一致性,进而得到的结果难以满足下游技术与应用的要求。同时,运算过程中存在过多冗余计算,效率过低。因此,对高效且能够满足空角一致性的光场抠图算法进行研究是必要的。

本文提出了一种满足空角一致性的光场抠图算法。利用空角耦合关系建立 alpha 图的传播模型,将中心子孔径图像的 alpha 闭合解传播至其他子孔径平面中,形成满足空角一致性的光场 alpha 图,进而实现光场抠图。同时,基于空角一致性在 EPI 中的体现,利用光场 alpha 图像 EPI 边界区域的方差设定光场 alpha 图空角一致性的定量评价指标。数值实验结果表明,所

提算法能够更快得到具有更好空角一致性的高质量光场 alpha 图。

2 基于空角一致性的光场抠图

光场描述了空间中光线的分布,记录了光线的角度和空间信息。利用双平面参数化模型可以将光场表示为一个 4D 的光场函数 $L(u, v, x, y)$, 其中 (u, v) 为视点坐标,即角度信息, (x, y) 为像点坐标,即空间信息。对于以子孔径图像阵列形式表达的光场数据,直接对每一张子孔径图像进行 2D 图像抠图的求解方式计算效率低,且会破坏光场数据的空角耦合关系。然而,基于空角一致性的光场抠图不仅为光场的 alpha 合成和场景的新视点生成提供了具有一致性的光场 alpha 图,还提高了计算效率。

2.1 光场的空角一致性和稀疏化表达

基于朗伯辐射假设的 3D 场景,同一物点在不同方向上发射出的光线强度相同,4D 光场数据 $L(u, v, x, y)$ 的表达形式存在信息冗余。受场景约束,视点坐标与像点坐标不是相互独立的,这种空角耦合关系就是光场数据的空角一致性,具体可以体现为物点在不同子孔径图像间的视差。如图 1 所示,场景中一个物点 M 距离 x - y 平面的深度为 Z_M , 双平面间距离为 D 。物点在不同视点下对应不同的像点坐标,物点 M 在中心子孔径图像 $I_{u_0, v_0}(x, y)$ 中的坐标 (x_0, y_0) 与相邻子孔径图像 $I_{u_1, v_1}(x, y)$ 中的坐标 (x_1, y_1) 存在偏移。

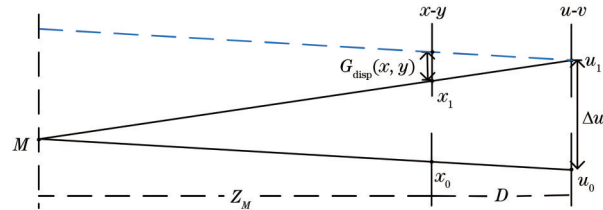


图 1 物点在不同视点下的映射关系示意图

Fig. 1 Schematic diagram of mapping relationship of object points in different viewpoints

根据三角形相似关系,视点坐标、像点坐标和物点深度间满足的关系为

$$\frac{x_1 - x_0}{u_1 - u_0} = \frac{y_1 - y_0}{v_1 - v_0} = \frac{D}{Z_M + D}, \quad (1)$$

即

$$x_1 = x_0 + \frac{D}{Z_M + D} \Delta u, \quad (2)$$

式中: $\Delta u = u_1 - u_0$ 为相邻视点在 u 方向上的距离。

同理可得 y 和 v 之间的关系,即

$$y_1 = y_0 + \frac{D}{Z_M + D} \Delta v, \quad (3)$$

式中: $\Delta v = v_1 - v_0$ 为相邻视点在 v 方向上的距离。

若物点 M 的视差为 $D/(Z_M + D)$, 则定义该点在中心子孔径图像中像点 (x_0, y_0) 处所对应的视差为 $G_{\text{disp}}(x_0, y_0) = D/(Z_M + D)$ 。

当固定某一个物点时,其相对双平面的深度不变,在不同的子孔径图像中,像点的坐标随着视点坐标的变化而变化,同一物点所对应的像点的位置虽然不同,但是像素值相同。因此,在光场数据中同一物点的视点坐标和像点坐标间存在耦合关系,即光场数据的空角一致性可以表示为

$$I_{u_k, v_k}(x, y) = I_{u_0, v_0} \left[x + G_{\text{disp}}(x, y) \cdot \Delta u_k, y + G_{\text{disp}}(x, y) \cdot \Delta v_k \right], \quad (4)$$

式中: $I_{u_k, v_k}(x, y)$ 为视点 (u_k, v_k) 下的子孔径图像; $I_{u_0, v_0}(x, y)$ 为视点 (u_0, v_0) 下的子孔径图像; k 为视点标号; $\Delta u_k = u_k - u_0$; $\Delta v_k = v_k - v_0$ 。

对于朗伯辐射无遮挡场景的 4D 光场数据,可以根据空角一致性,利用中心子孔径图像和视差图进行稀疏化表达。对于 4D 光场数据 $L(u, v, x, y)$, 角度域变

量 u 和 v 的取值范围分别为 $1 - N_u$ 和 $1 - N_v$, 空间域变量 x 和 y 的取值范围分别为 $1 - N_x$ 和 $1 - N_y$, 场景完整的 4D 光场信息需要 $N_u \times N_v$ 个 $N_x \times N_y$ 大小的子孔径图像 $I_{u,v}(x,y)$ 来进行记录。基于朗伯辐射场景和无遮挡的假设, 如果已知光场的中心子孔径图像 $I_{u_0,v_0}(x,y)$ 和视差图 $G_{\text{disp}}(x,y)$, 就可以利用上述的耦合关系将中

心子孔径图像进行传播, 得到所有视点下的子孔径图像, 这样 $I_{u_0,v_0}(x,y)$ 和 $G_{\text{disp}}(x,y)$ 两幅 $N_x \times N_y$ 大小的图像就可以记录场景完整光场信息 $L(u,v,x,y)$, 如图 2 所示。稀疏化表达的光场降低了数据量, 可以减少后续的计算冗余, 提高效率。同时, 选用该光场可以避免对逐子孔径图像分别进行计算, 保持了光场数据的空角一致性。

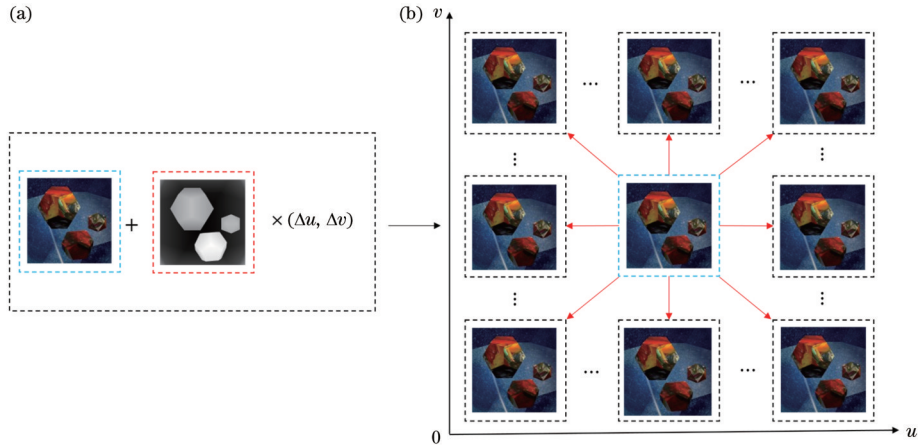


图 2 光场稀疏化表达。(a)中心子孔径图像和视差图; (b)子孔径图像

Fig. 2 Sparse representation of light field. (a) Central sub-aperture image and disparity map; (b) sub-aperture images

2.2 光场抠图

光场的抠图是对光场前景的精确提取。在朗伯辐射无遮挡场景前提下, 若前景的透明度不随视点变化, 即同一物点所对应像素的 alpha 值不随视点改变, 则光场 alpha 图可以由中心子孔径图像的 alpha 图 $\alpha_{u_0,v_0}(x,y)$ 与光场数据的视差图 $G_{\text{disp}}(x,y)$ 进行稀疏化表达, 不需要对逐张子孔径图像分别进行 alpha 图的求解, 这不仅保证了所得光场数据的一致性, 还提高了计算效率。

2.2.1 中心子孔径图像抠图的闭合解

二维图像抠图是一种提取图像前景的算法, 将图像 I 作为输入图像, I 为前景 F 和背景 B 的线性组合, 每个像素 i 都需要设置一个因子 α_i 来控制前景和背景颜色的线性组合, α_i 因子代表了前景的透明度, 由 Porter 和 Duff^[6] 于 1984 年提出, 第 i 个像素就可以被相应的前景和背景线性表示为

$$I_i = \alpha_i F_i + (1 - \alpha_i) B_i, \quad (5)$$

其中, 每一个像素的 α_i, F_i, B_i 都是未知的。对于三通道彩色图像来说, 每个通道都满足式(5)所示的方程, 因此在抠图问题中每一个像素都有三个已知的方程, 共 7 个未知数, 是一个欠约束问题。为得到方程的解, 假设前景颜色和背景颜色变化是局部连续的, 并且小窗口内每一个像素的 F 和 B 都是常量, α_i 就可以表示为 I 的线性函数, 即

$$\alpha_i \approx a I_i + b, i \in \omega, \quad (6)$$

式中: $a = 1/(F - B)$; $b = -B/(F - B)$; ω 是一个小的图像窗口。若设置输入图像为光场数据中心子孔径

图像, 即 $I = I_{0,0}(x,y)$, 通过求解式(6)中的 α, a, b 可以实现中心子孔径图像的抠图。式(6)可转化为损失函数, 即

$$J(\alpha, a, b) = \sum_{j \in I} \left[\sum_{i \in \omega_j} (\alpha_i - a I_i - b_j)^2 + \epsilon a_j^2 \right], \quad (7)$$

式中: ω_j 为以第 j 个像素为中心的局部小窗口; ϵ 为正规范化系数。消去 a_j 和 b_j , 式(7)可进一步整理为关于 α 的二次代价函数, 即

$$J(\alpha) = \min_{a,b} J(\alpha, a, b) = \alpha^T L \alpha, \quad (8)$$

式中: L 为 $N \times N$ 的对角矩阵, N 为图像所包含的像素个数。 L 中的第 (i, j) 个元素为

$$\sum_{k|(i,j) \in \omega_k} \left\{ \delta_{ij} - \frac{1}{|\omega_k|} \left[1 + \frac{1}{\frac{\epsilon}{|\omega_k|} + \sigma_k^2} (I_i - \mu_k)(I_j - \mu_k) \right] \right\}, \quad (9)$$

式中: μ_k 和 σ_k^2 分别是第 k 个像素周围 ω_k 窗口内像素的均值和方差; $|\omega_k|$ 是窗口内像素数目, 当 $i = j$ 时 δ_{ij} 为 1, 否则为 0。用户可以通过提供三分图来进行约束, 三分图将图像划分为已知的前景区域、已知的背景区域和未知区域。通过最小化二次代价函数, 求解得到图像的闭合解, 即

$$\alpha = \lambda (L + \lambda D_s)^{-1} b_s, \quad (10)$$

式中: λ 为拉格朗日乘子; b_s 为 $N \times 1$ 的向量, 包含了被用户标记像素的 alpha 值和其他为 0 的像素值; D_s 为对

角矩阵,当对角线上元素为用户标注的像素时元素值为 1,其余为 0。

2.2.2 由视差传播光场 alpha 图的模型

基于空间域和角度域的一致性,由式(4)可得任意一幅子孔径图像与中心子孔径图像间的关系,即

$$I_{u,v}(x,y) = I_{u_0,v_0} \left[x + (u - u_0)G_{\text{disp}}(x,y), y + (v - v_0)G_{\text{disp}}(x,y) \right] \quad (11)$$

在二维图像中像素的 alpha 值代表了前景的透明度,透明度为 1 是前景,透明度为 0 是背景。在朗伯辐射无遮挡的场景中,可以假设前景的透明度不随子孔径变化,因此 alpha 图在不同视点间的传播也满足空角一致性,即

$$\alpha_{u,v}(x,y) = \alpha_{u_0,v_0} \left[x + (u - u_0)G_{\text{disp}}(x,y), y + (v - v_0)G_{\text{disp}}(x,y) \right], \quad (12)$$

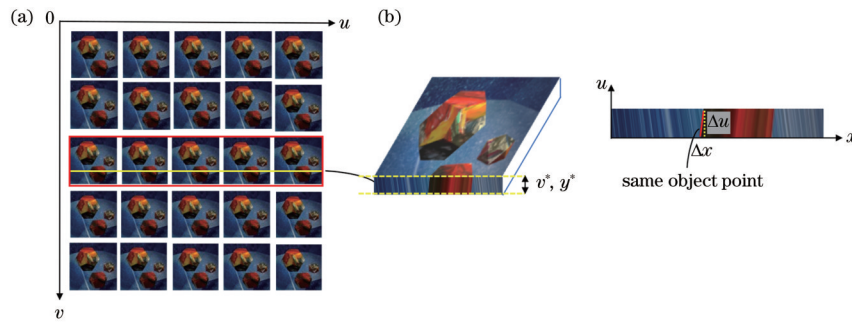


图 3 子孔径图像和 EPI。(a)子孔径图像;(b) EPI

Fig. 3 Sub-aperture images and EPI. (a) Sub-aperture images; (b) EPI

因为 EPI 中每一条直线代表一个物点,基于朗伯辐射场景的假设,直线上的每一个物点的像素值应该相同,但在光场数据离散化计算过程中,存在计算误差或噪声,进而离散后的像素值并不完全相同。若同一直线上的像素值差异越小,则引入的计算误差或噪声越小,也就是光场数据的一致性越好。反之,则光场数据的一致性越差。

在光场抠图中,每一张子孔径的 alpha 图都分为三部分:一部分是准确的前景,alpha 值为 1;一部分是准确的背景,alpha 值为 0;还有一部分位于边界处,alpha 值的范围为 0~1。如图 4 所示,场景中位于边界的物点在 alpha 图的 EPI 中构成一束直线带,直线带整体的差异越小,边界处的一致性越好。因此,将位于边界处的区域记为 Ω ,通过计算 Ω 区域处的像素值方差来衡量所获光场数据的一致性,方差越小表明光场数据的一致性越好。一致性评价指标的表达式为

$$C_{\text{ONS}} = \sqrt{\frac{1}{N_{\text{EPI}}} \sum_{j \in N_{\text{EPI}}} \sum_l \left\{ \frac{1}{N_l} \sum_{i \in \Omega_l} \left[E_{j,i} - \overline{E_j(\Omega_l)} \right]^2 \right\}}, \quad (14)$$

式中: N_{EPI} 为 EPI 的数量; E_j 为第 j 张 EPI,每一幅 EPI 中会有 l 个边界区域,记为 Ω_l ; N_l 为第 j 张 EPI 中 Ω_l 区域内的像素总个数; $E_{j,i}$ 为光场数据 alpha 图第 j 张 EPI

式中: $\alpha_{u_0,v_0}(x,y)$ 是中心子孔径图像的 alpha 图; $\alpha_{u,v}(x,y)$ 是视点 (u,v) 中的 alpha 图。

光场的抠图传播模型利用了光场的空角一致性,将中心子孔径图像的 alpha 闭合解传播到其他子孔径平面上,不需要对每个子孔径图像进行抠图,就可以实现光场高效且具有一致性的抠图。

2.3 光场 alpha 图的一致性评价指标

光场数据通常被表示为 4D 函数 $L(u,v,x,y)$,在不同角度下采集场景数据,即可得到如图 3(a)所示的子孔径图像。若固定一个角度维度 $v = v^*$ 和一个空间维度 $y = y^*$,则可以得到如图 3(b)所示的 EPI,同一物点发出的光线以不同的角度穿过 x - y 平面和 u - v 平面,如 2.1 节中的推导所示,像素坐标满足式(11),这种关系反映在 EPI 中是一条直线,如图 3(b)中右侧图像所示,即

$$\Delta x = G_{\text{disp}}(x,y) \cdot \Delta u. \quad (13)$$

中第 i 个像素; $\overline{E_j(\Omega_l)}$ 为第 j 张 EPI 中 Ω_l 边界处像素值的均值。

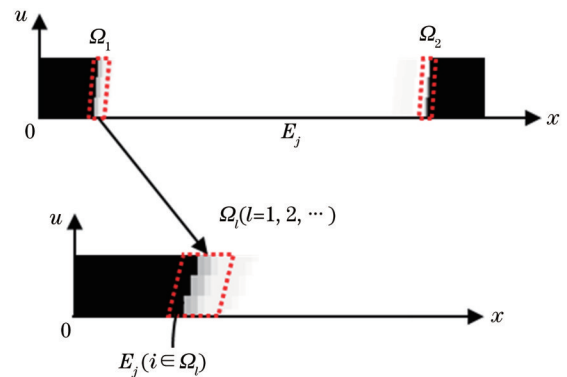


图 4 前景 alpha 图的 EPI

Fig. 4 EPI of foreground alpha images

3 实验与分析

使用新 HCI (The Heidelberg Collaboratory for Image Processing) 数据集^[29]与真实场景的光场数据测试所提算法。对于模拟和实测的光场数据,传播算法求取光场数据中心子孔径图像的 alpha 图,并利用传播

模型传播到其他 80 个视点下以形成完整的光场 alpha 图,利用传播算法得到的光场 alpha 图求得实测光场数据感兴趣区域的前景,进而得到光场的 alpha 合成和场景新视点生成的结果。同时,将传播算法与逐子孔径图像抠图算法进行比较,以评估传播算法的性能。逐子孔径图像抠图算法用中心子孔径的三分图对每张子孔径图像进行抠图,进而得到光场 alpha 图。使用 MATLAB 2018a 进行计算。

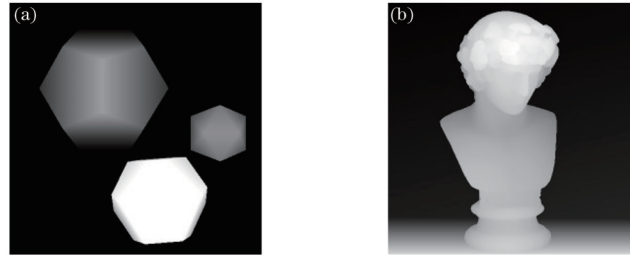


图 5 视差图。(a) platonic 场景视差图;(b) antinous 场景视差图

Fig. 5 Disparity map. (a) Disparity map of platonic scene; (b) disparity map of antinous scene

利用 2.2.1 节描述的闭合解抠图算法求得的中心子孔径的 alpha 图,如图 6(a)所示。在得到中心子孔径的 alpha 图后,利用构建的传播模型,将 alpha 图传播给除中心子孔径外的 80 个视点,传播后即可得到 81 张

3.1 模拟光场数据抠图实验

使用新 HCI 光场数据集中的 platonic 场景和 antinous 场景进行实验,每个光场数据包含了视差图真值和 9×9 张空间分辨率为 $512 \text{ pixel} \times 512 \text{ pixel}$ 的子孔径图像。

3.1.1 实验定性比较

platonic 场景和 antinous 场景的两组光场数据真值视差图如图 5 所示。

孔径图像对应的 alpha 图。在 $u=1, v=1$ 视点下,传播算法得到的子孔径 alpha 图如图 6(b)所示。图 6(c)所示为 $u=1, v=1$ 视点下逐子孔径图像抠图算法得到的子孔径 alpha 图。

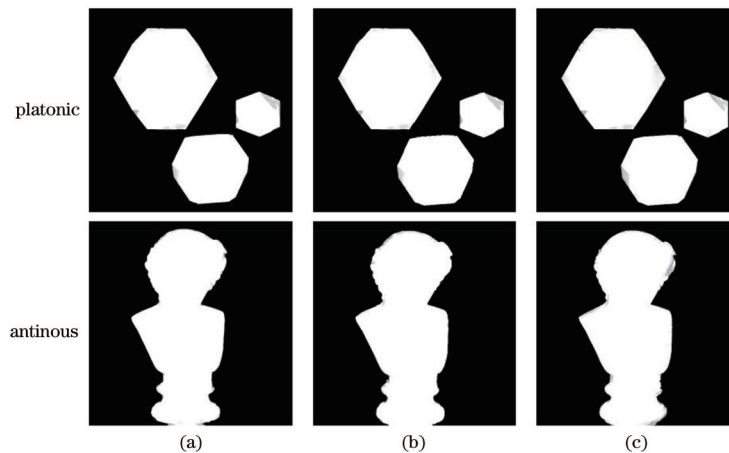


图 6 不同场景 alpha 图的对比。(a)中心子孔径 alpha 图;(b)传播算法在视点 $u=1, v=1$ 下的 alpha 图;(c)逐子孔径图像抠图算法在视点 $u=1, v=1$ 下的 alpha 图

Fig. 6 Comparison of alpha images in different scenes. (a) Central sub-aperture alpha image; (b) alpha image of propagation algorithm at $u=1, v=1$; (c) alpha image of each sub-aperture matting algorithm at $u=1, v=1$

在获得光场的 alpha 图之后,就可以进行光场的抠图。图 7(a)为中心子孔径图像的前景。图 7(b)为 $u=1, v=1$ 视点下传播算法得到的子孔径抠图结果。图 7(c)为 $u=1, v=1$ 视点下逐子孔径图像抠图算法得到的子孔径抠图结果。

通过图 7 可以发现,传播算法得到的结果与逐子孔径图像抠图算法得到的结果在任意一个视点中视觉效果都是一致的,但整体上传播算法比逐子孔径图像抠图算法更能保持光场数据的一致性,这体现在图 8 所示的 EPI 中。

在 platonic 场景中,固定 $v=1, y=92$ 。传播算法

得到的 EPI 如图 8(a)所示。逐子孔径图像抠图算法得到的 EPI 如图 8(b)所示。将图 8(a)、(b)中部分区域进行放大,右侧为前景的 EPI,左侧为对应前景 alpha 图的 EPI。传播算法得到的 EPI 的右侧边缘如图 8(a)中放大部分所示,逐子孔径图像抠图算法得到的 EPI 的右侧边缘如图 8(b)中放大部分所示,可以发现,传播算法所得结果中颜色差异更小。

在 antinous 场景中,固定 $v=1, y=445$ 。传播算法得到的 EPI 如图 8(c)所示。逐子孔径图像抠图算法得到的 EPI 如图 8(d)所示。对图 8(c)、(d)中部分区域进行放大,右侧为前景的 EPI,左侧为对应前景

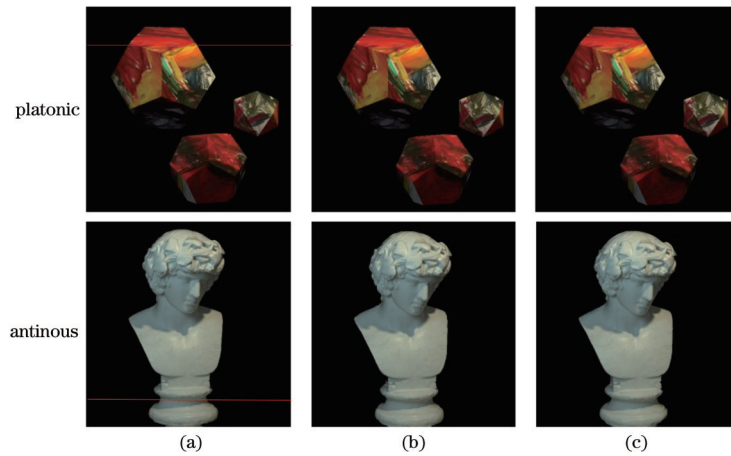


图 7 不同场景抠图结果对比。(a)中心子孔径抠图结果;(b)传播算法在视点 $u=1, v=1$ 下的抠图结果;(c)逐子孔径图像抠图算法在视点 $u=1, v=1$ 下的抠图结果

Fig. 7 Comparison of alpha matting results in different scenes. (a) Central sub-aperture alpha matting result; (b) alpha matting result of propagation algorithm at $u=1, v=1$; (c) alpha matting result of each sub-aperture matting algorithm at $u=1, v=1$

alpha 图的 EPI。传播算法得到的 EPI 的右侧边缘如图 8(c) 中放大部分所示,逐子孔径图像抠图算法得到的

EPI 的右侧边缘如图 8(d) 中放大部分所示,可以发现,传播算法保证了边缘的直线结构。

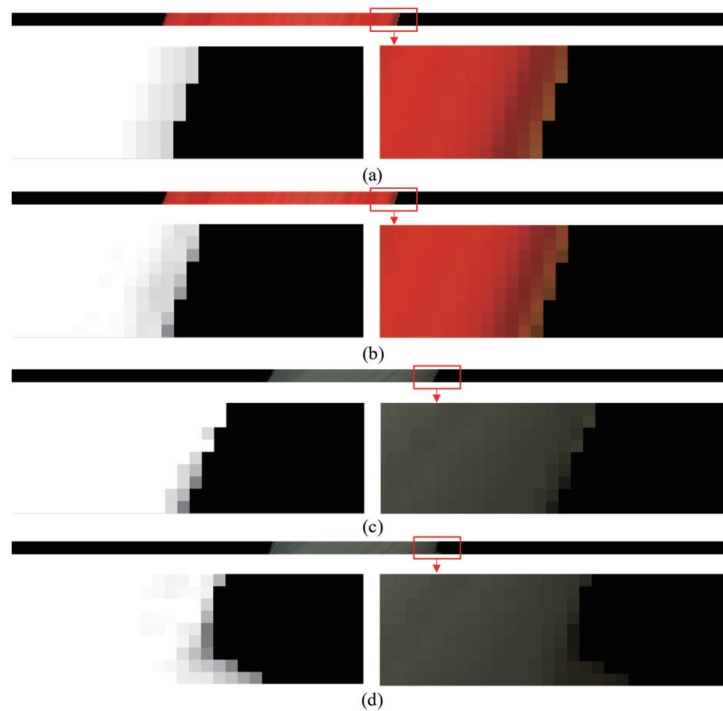


图 8 不同场景下的 EPI。(a)在 platonis 场景中,当 $v=1, y=92$ 时,传播算法得到的 EPI;(b)在 platonis 场景中,当 $v=1, y=92$ 时,逐子孔径图像抠图算法得到的 EPI;(c)在 antinous 场景中,当 $v=1, y=445$ 时,传播算法得到的 EPI;(d)在 antinous 场景中,当 $v=1, y=445$ 时,逐子孔径图像抠图算法得到的 EPI

Fig. 8 EPIs of different scenes. (a) EPI obtained by propagation algorithm in platonis scene when $v=1, y=92$; (b) EPI obtained by each sub-aperture matting algorithm in platonis scene when $v=1, y=92$; (c) EPI obtained by propagation algorithm in antinous scene when $v=1, y=445$; (d) EPI obtained by each sub-aperture matting algorithm in antinous scene when $v=1, y=445$

3.1.2 定量分析

当抠图的对象是光场数据时,有多张输入的子孔径图像,若对每张子孔径图像进行抠图,则效率较低。在 platonis 场景中,所提算法比逐子孔径图像抠图算法节约了 78.0% 的计算时间。在 antinous 场景中,所提

算法比逐子孔径图像抠图算法节约了 77.3% 的计算时间。

为验证传播算法的有效性,使用 2.3 节描述的评价指标 C_{ons} 对所提算法和逐子孔径抠图算法进行一致性评价。在所提算法中,经过传播得到的光场 alpha

图更好地保持了光场数据的一致性,位于边界处物点所对应的每一条直线上的像素值比逐子孔径图像抠图算法求得的结果更具一致性。因此,与逐子孔径图像抠图算法相比,利用传播算法得到的边界直线带整体差异更小,指标值更小。光场 alpha 图的一致性评价如表 1 所示。

表 1 模拟光场数据 alpha 图的一致性评价

Table 1 Consistency evaluation of synthetic light field alpha images

Scene	Propagation algorithm	Each sub-aperture matting algorithm
Platonic	0.27	0.44
Antinous	0.38	0.65

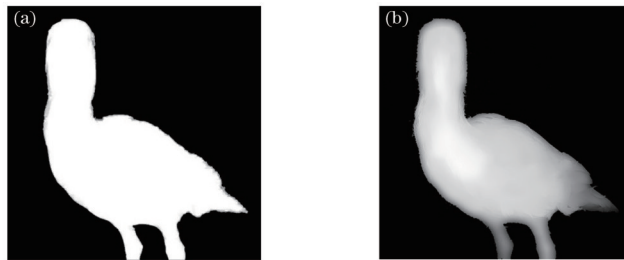


图 9 实测光场数据中心子孔径的 alpha 图和视差图。(a)中心子孔径 alpha 图;(b)视差图

Fig. 9 Central sub-aperture alpha image and disparity map of real light field data. (a) Central sub-aperture alpha image; (b) disparity map

在得到中心子孔径的 alpha 图之后,利用构建的传播模型,得到所有视点下的 alpha 图,并进行光场抠图。图 10(a1)、(a2)为中心子孔径对应的 alpha 图和抠图结果。图 10(b1)、(b2)为 $u = 1, v = 1$ 视点下传播算法得

3.2 实测光场数据抠图实验

在实测数据实验中,采用三轴平移台(GCM-125302AM,精度为 0.1 mm)控制相机[DC-2ZMN2012(C),分辨率为 1920 pixel×1080 pixel],以 2 mm 为视点间隔,采集同一平面内 9×9 视点阵列中每个视点位置下的 2D 图像,从而获得 4D 光场数据。在实验中,利用相机获取单幅子孔径图像数据,裁剪包含物体信息的图像中心区域用于成像计算,裁剪后的图像分辨率为 800 pixel×800 pixel。

3.2.1 实验定性比较

中心子孔径的 alpha 图通过 2.2.1 节描述的闭合解抠图算法求得,实测光场数据的视差图通过文献[30]中的方法求得,如图 9 所示。

到的子孔径 alpha 图和抠图结果。图 10(c1)、(c2)为 $u = 1, v = 1$ 视点下逐子孔径图像抠图算法得到的子孔径 alpha 图和抠图结果。

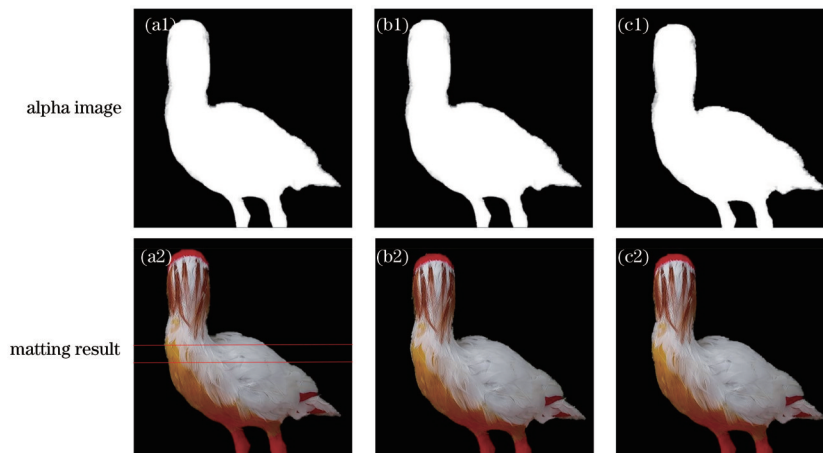


图 10 不同算法下实测光场数据的 alpha 图和抠图结果。(a1)(a2)中心子孔径图像;(b1)(b2)传播算法;(c1)(c2)逐子孔径图像抠图算法

Fig. 10 alpha images and alpha matting results of real light field data obtained by different algorithms. (a1)(a2) Central sub-aperture images; (b1)(b2) propagation algorithm; (c1)(c2) each sub-aperture matting algorithm

由图 10 可以发现,传播算法得到的结果与逐子孔径图像抠图算法得到的结果在任意视点中视觉效果较为接近,但整体上传播算法比逐子孔径图像抠图算法更能保持光场数据的一致性,体现在图 11 所示的

EPI 中。

固定 $v = 1, y = 390$ [图 10(a2)中上方的实线]得到光场数据前景的 EPI,传播算法得到的 EPI 如图 11(a)所示,逐子孔径图像抠图算法得到的 EPI 如图 11

(b)所示。将图 11(a)、(b)中部分区域进行放大,右侧为前景的EPI,左侧为对应前景 alpha 图的EPI。传播算法得到的EPI的右侧边缘如图 11(a)中放大部分所示,同一个物点的颜色更加规律且保持了边缘的直线结构。逐子孔径图像抠图算法得到的EPI的右侧边缘如图 11(b)中放大部分所示,颜色散乱,边界处没有维持直线结构。

固定 $v = 1, y = 435$ [图 10(a2)中下方的实线]得

到光场数据前景的EPI,传播算法得到的EPI如图 11(c)所示,逐子孔径图像抠图算法得到的EPI如图 11(d)所示。将图 11(c)、(d)中部分区域进行放大,右侧为前景的EPI,左侧为对应前景 alpha 图的EPI。从图 11(c)中放大部分可以发现,EPI左侧边缘处每一个物点在不同视点下的位置更好地保持了直线结构。从图 11(d)中放大部分可以发现,边界物点在每张EPI中的位置散乱,破坏了直线结构。

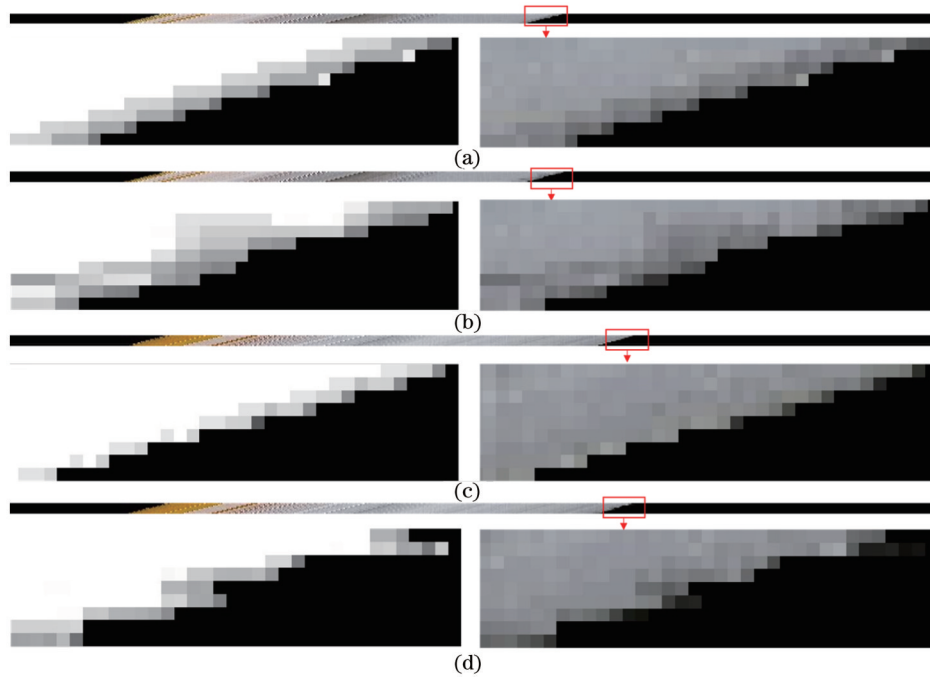


图 11 实测光场数据抠图结果的EPI。(a)当 $v = 1, y = 390$ 时,传播算法得到的EPI;(b)当 $v = 1, y = 390$ 时,逐子孔径图像抠图算法得到的EPI。(c)当 $v = 1, y = 435$ 时,传播算法得到的EPI;(d)当 $v = 1, y = 435$ 时,逐子孔径图像抠图算法得到的EPI

Fig. 11 EPIs of real light field data alpha matting. (a) EPI obtained by propagation algorithm in platonic scene when $v = 1, y = 390$; (b) EPI obtained by each sub-aperture matting algorithm in platonic scene when $v = 1, y = 390$; (c) EPI obtained by propagation algorithm in antinous scene when $v = 1, y = 435$; (d) EPI obtained by each sub-aperture matting algorithm in antinous scene when $v = 1, y = 435$

3.2.2 定量分析

在实测光场数据中,所提算法比逐子孔径图像抠图算法节约了 78.8% 的计算时间。此外,使用 2.3 节描述的评价指标 C_{ONS} 对传播算法和逐子孔径图像抠图算法进行一致性评价。指标值越小表明所得光场 alpha 图的一致性越好,实测光场数据下 alpha 图的一致性评价如表 2 所示。

表 2 实测光场数据 alpha 图的一致性评价

Table 2 Consistency evaluation of real light field alpha images

Scene	Propagation method	Each sub-aperture matting method
Real light field data	0.38	0.48

3.3 基于光场 alpha 图的计算成像应用

3.3.1 光场的 alpha 合成

所提算法比逐子孔径图像抠图算法更好地保证了光场数据的本质属性,这为光场的 alpha 合成提供了准

确且具有一致性的前景数据,可使得合成的光场数据更具有有一致性,光场的 alpha 合成实验验证了所提算法的有效性。在实测光场数据中,将另外一组实测光场数据作为背景,用式(4)将其与传播算法所得到的光场前景进行合成,结果如图 12 所示。图 12(a)为传播算法得到的合成图,图 12(b)为逐子孔径图像抠图算法得到的合成图。在图 12(c)所示的传播算法结果的局部放大图、图 12(d)所示的实测光场数据局部放大图和图 12(e)所示的逐子孔径图像抠图算法结果的局部放大图中:对比点划线内的区域发现,传播算法得到的图像的颜色与实测光场数据更加接近;对比正方形点划线内的区域发现,传播算法更好地保证了边界的准确性,而逐子孔径图像抠图算法丢失了边界白色的羽毛部分。

固定 $v = 1, y = 598$ [图 12(a)、(b)中的实线]得到融合光场数据的EPI,传播算法得到的EPI如图 13(a)所示,实测光场数据的EPI如图 13(b)所示,逐子孔径

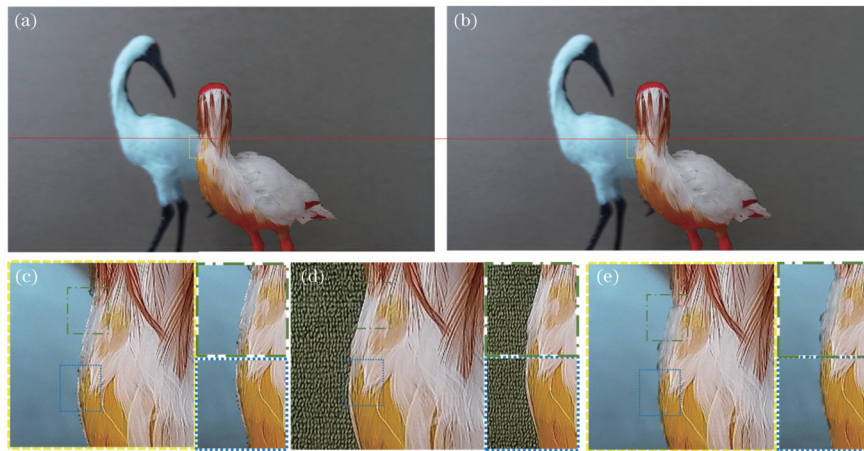


图 12 实测数据光场融合对比($u=1, v=1$)。(a)传播算法得到的结果;(b)逐张子孔径图像抠图算法得到的结果;(c)图 12(a)的局部放大图;(d)实测光场数据的局部放大图;(e)图 12(b)的局部放大图
 Fig. 12 Comparison of real light field data fusion ($u=1, v=1$). (a) Result obtained by propagation algorithm; (b) result obtained by each sub-aperture matting algorithm; (c) partial enlarged image of Fig. 12(a); (d) partial enlarged image of real light field data; (e) partial enlarged image of Fig. 12(b)

图像抠图算法得到的EPI如图 13(c)所示。从 13(a)中放大部分可以看出, EPI左侧边缘处每一个物点在不同视点下的位置更加接近实测光场数据。从图 13(c)

中放大部分可以看出, 边界物点的颜色与真实的实测光场数据差异较大。

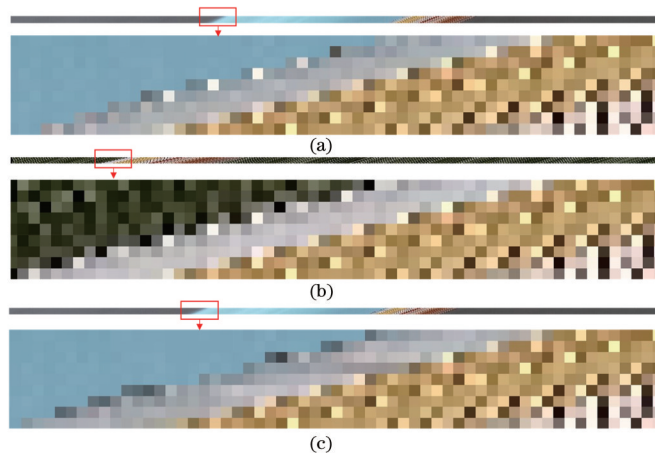


图 13 融合光场数据的EPI($v=1, y=598$)。(a)传播算法得到的EPI;(b)实测光场数据的EPI;(c)逐子孔径图像抠图算法得到的EPI
 Fig. 13 EPI of fusing light field data ($v=1, y=598$). (a) EPI obtained by propagation algorithm; (b) EPI of real light field data; (c) EPI obtained by each sub-aperture matting algorithm

3.3.2 场景的新视点生成

基于光场数据的稀疏化表达,只需要中心子孔径图像和视差图就可以对场景完整的光场信息进行表达,中心子孔径的图像信息可以被视差传播到已知视点处。同样地,基于光场数据的空角一致性,也可以利用视差对中心子孔径图像进行传播,得到任意虚拟视点下的子孔径图像。图 14(a)为传播算法得到的 $u=1, v=1.5$ 视点下的子孔径图像。图 14(b)为对子孔径图像进行插值后得到的 $u=1, v=1.5$ 视点下的子孔径图像。通过对比相同虚拟视点下的图像可以发现,传播算法得到的结果没有伪影,清晰度较高。

固定 $v=1, y=71$ [图 14(a)、(b)中上方实线]得

到光场数据前景的EPI,传播算法得到的EPI如图 15(a)所示,逐子孔径图像抠图算法得到的EPI如图 15(b)所示。固定 $v=1, y=528$ [图 14(a)、(b)中下方实线]得到光场数据前景的EPI,传播算法得到的EPI如图 15(c)所示,逐子孔径图像抠图算法得到的EPI如图 15(d)所示。在图 15的放大图中右侧为前景的EPI,左侧为对应前景 alpha 图的EPI。从图 15(a)、(c)中的放大部分可以发现, EPI左侧边缘处每一个物点在不同视点下的位置较好地保持了直线结构。从图 15(b)、(d)中的放大部分可以发现,边界物点在每张EPI中的位置散乱,破坏了直线结构。

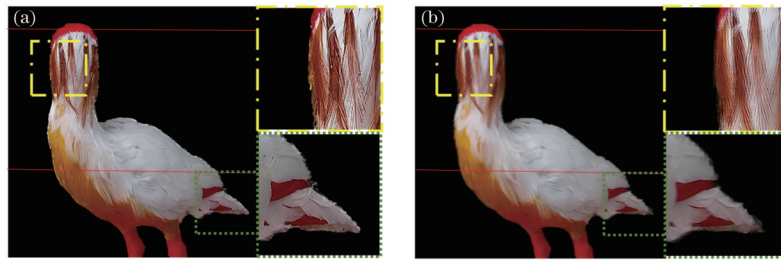


图 14 实测光场数据新生成视点对比($u=1, v=1.5$)。(a)传播算法生成的新视点;(b)逐子孔径图像抠图算法生成的新视点
Fig. 14 Comparison of new generated viewpoint of real light field data ($u=1, v=1.5$). (a) New viewpoint generated by propagation algorithm; (b) new viewpoint generated by each sub-aperture matting algorithm

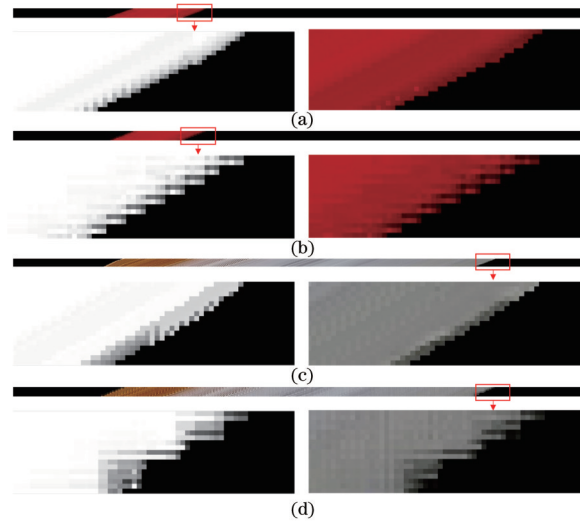


图 15 实测光场数据新视点图像的 EPI。(a)当 $v=1, y=71$ 时,传播算法得到的新视点图像的 EPI;(b)当 $v=1, y=71$ 时,逐子孔径图像抠图算法得到的新视点图像的 EPI;(c)当 $v=1, y=528$ 时,传播算法得到的新视点图像的 EPI;(d)当 $v=1, y=528$ 时,逐子孔径图像抠图算法得到的新视点图像的 EPI

Fig. 15 EPIs of new viewpoint images of real light field data. (a) EPI of new viewpoint image obtained by propagation algorithm when $v=1, y=71$; (b) EPI of new viewpoint image obtained by each sub-aperture matting algorithm when $v=1, y=71$; (c) EPI of new viewpoint image obtained by propagation algorithm when $v=1, y=528$; (d) EPI of new viewpoint image obtained by each sub-aperture matting algorithm when $v=1, y=528$

4 结 论

在光场抠图的计算中,对所有子孔径图像分别进行 alpha 图的求解不仅存在计算冗余,还破坏了光场数据的空角一致性。基于光场数据的空角一致性,建立了由视差引导的传播模型,该模型可将中心子孔径的 alpha 闭合解传播到所有子孔径平面中,进而得到光场的 alpha 图。同时,基于 EPI,针对光场的 alpha 图提出了空角一致性的定量评价指标。对 HCI 数据集与实测光场数据进行抠图数值实验,结果表明:所提算法相比逐子孔径图像抠图方法能够减少冗余计算,更快得到视觉效果更好的高质量光场 alpha 图;根据空角一致性定量评价指标,所提算法结果具有更好的一致性。

所提算法运算简单,保持了光场 alpha 图所蕴含的空角一致性。在模拟光场数据实验中,传播算法和逐子孔径图像抠图算法得到的结果的视觉效果一致,但传播算法的计算效率更高。当实测光场数据前景边界是羽毛时,利用逐子孔径图像抠图算法对每一张子孔

径图像进行抠图,可能会导致每张图像中同一物点的 alpha 值各不相同,破坏了光场数据的一致性。然而,所提算法借助传播模型可使得每个物点在不同视点图像中的像素值更加一致。所提传播模型是基于朗伯辐射、无遮挡这两个理想情况建立的,对于非朗伯辐射和存在遮挡下的场景,光场抠图的关键问题是识别出非朗伯辐射区域和遮挡区域,并分析非朗伯辐射和遮挡对 alpha 图的影响,进而建立准确的数学描述,将满足朗伯辐射和无遮挡条件的区域按照传播模型进行传播,不满足的区域单独处理。后续将对非朗伯辐射区域的识别、遮挡区域的识别和在这两类区域中 alpha 图变化的数学表达进行研究。

参 考 文 献

- [1] Gershun A. The light field[J]. Journal of Mathematics and Physics, 1939, 18: 51-151.
- [2] Adelson E H, Bergen J R. The plenoptic function and the elements of early vision[M]//Landy M, Movshon J

- A. Computational models of visual processing. Cambridge: The MIT Press, 1991.
- [3] 殷永凯, 于锴, 于春展, 等. 几何光场三维成像综述[J]. 中国激光, 2021, 48(12): 1209001.
Yin Y K, Yu K, Yu C Z, et al. 3D imaging using geometric light field: a review[J]. Chinese Journal of Lasers, 2021, 48(12): 1209001.
- [4] Wu G C, Masia B, Jarabo A, et al. Light field image processing: an overview[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2017, 11(7): 926-954.
- [5] Cho D, Kim S, Tai Y W. Consistent matting for light field images[M]//Fleet D, Pajdla T, Schiele B, et al. Computer vision-ECCV 2014. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2014, 8692: 90-104.
- [6] Porter T, Duff T. Compositing digital images[C]//Proceedings of the 11th annual conference on Computer graphics and interactive techniques-SIGGRAPH '84, July 23-27, 1984, Minneapolis, Minnesota, USA. New York: ACM Press, 1984: 253-259.
- [7] Levoy M, Hanrahan P. Light field rendering[C]//Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques- SIGGRAPH '96, August 4-9, 1996, New Orleans, LA, USA. New York: ACM Press, 1996: 31-42.
- [8] 方璐, 戴琼海. 计算光场成像[J]. 光学学报, 2020, 40(1): 0111001.
Fang L, Dai Q H. Computational light field imaging[J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(1): 0111001.
- [9] Kotera J, Rozumnyi D, Šroubek F, et al. Intra-frame object tracking by deblatting[C]//IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW), October 27-28, 2019, Seoul, Korea (South). New York: IEEE Press, 2019: 2300-2309.
- [10] Fan J L, Shen X H, Wu Y. Scribble tracker: a matting-based approach for robust tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(8): 1633-1644.
- [11] 周昱. 智能交通系统中运动目标的自动分析技术研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2012.
Zhou Y. The automatic analysis technology research on moving objects of intelligent transportation system[D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2012.
- [12] Liu C, Narasimhan S G, Dubrawski A W. Matting and depth recovery of thin structures using a focal stack[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 4782-4790.
- [13] Cho D, Kim S, Tai Y W, et al. Automatic trimap generation and consistent matting for light-field images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(8): 1504-1517.
- [14] Fiss J, Curless B, Szeliski R. Light field layer matting [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 623-631.
- [15] 齐玢峙. 基于动态光场的抠图技术研究[D]. 长春: 长春理工大学, 2011.
Qi F Z. The matting technology base on dynamic light field[D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2011.
- [16] Shahrian E, Rajan D, Price B, et al. Improving image matting using comprehensive sampling sets[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE Press, 2013: 636-643.
- [17] Johnson J, Varnousfaderani E S, Cholakkal H, et al. Sparse coding for alpha matting[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 25(7): 3032-3043.
- [18] Feng X X, Liang X H, Zhang Z L. A cluster sampling method for image matting via sparse coding[M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. Computer vision-ECCV 2016. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2016, 9906: 204-219.
- [19] Karacan L, Erdem A, Erdem E. Alpha matting with KL-divergence-based sparse sampling[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(9): 4523-4536.
- [20] Huang H, Liang Y H, Yang X W, et al. Pixel-level discrete multiobjective sampling for image matting[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2019, 28(8): 3739-3751.
- [21] Chuang Y Y, Curless B, Salesin D H, et al. A Bayesian approach to digital matting[C]//Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, December 8-14, 2001, Kauai, HI, USA. New York: IEEE Press, 2001.
- [22] Wang J, Cohen M F. Optimized color sampling for robust matting[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 17-22, 2007, Minneapolis, MN, USA. New York: IEEE Press, 2007: 9737875.
- [23] 李更生, 刘国军, 马文涛. 基于区域信息耦合的自适应图像分割[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(2): 0210013.
Li G S, Liu G J, Ma W T. Adaptive image segmentation based on region information coupling[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(2): 0210013.
- [24] Aksoy Y, Aydin T O, Pollefeys M. Designing effective inter-pixel information flow for natural image matting [C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 228-236.
- [25] Chen X W, Zou D Q, Zhou S Z, et al. Image matting with local and nonlocal smooth priors[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE Press, 2013: 1902-1907.
- [26] Chen Q F, Li D, Tang C K. KNN matting[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(9): 2175-2188.
- [27] Sun J, Jia J Y, Tang C K, et al. Poisson matting[J]. ACM Transactions on Graphics, 2004, 23(3): 315-321.
- [28] 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.
- [29] Honauer K, Johannsen O, Kondermann D, et al. A dataset and evaluation methodology for depth estimation on 4D light fields[M]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. Computer vision-ACCV 2016. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2017, 10113: 19-34.
- [30] 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.