

# 基于光场傅里叶视差层表达的 场景视差重建

魏菲, 刘畅\*, 邱钧

北京信息科技大学应用数学研究所, 北京 100101

**摘要** 视差估计是计算成像领域中的重要技术手段。给出由傅里叶视差层(FDL)重建场景深度信息的计算框架, 基于 FDL 的表达方式给出在光场变换域中解构场景的视差层(DL), 进而实现视差重建的新方法。利用光场数据重构出 FDL, 对 FDL 进行傅里叶逆变换得到对应的 DL, 利用归一化互相关(NCC)来度量 DL 图像与中心视图像素点之间的相关性, 实现场景视差的准确重建。模拟数据实验和实际数据实验的结果表明, 所提方法能够有效地进行场景的精确视差重建。

**关键词** 图像处理; 光场; 傅里叶视差层; 视差重建; 归一化互相关

中图分类号 TP391

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS202242.1610001

## Scene Disparity Reconstruction from Light Field Based on Fourier Disparity Layer Representation

Wei Fei, Liu Chang\*, Qiu Jun

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

**Abstract** Disparity estimation is an important technique in the field of computational imaging. A calculation framework for reconstructing scene depth information from the Fourier disparity layer (FDL) is provided. A new method of deconstructing the disparity layer (DL) of the scene for achieving disparity reconstruction in the transform domain of the light field on the basis of FDL representation is realized. FDL is reconstructed with light field data, and the corresponding DL is obtained by inverse Fourier transform of FDL. Normalized cross-correlation (NCC) is applied to measure the correlation of the pixels in DL images with those in central view images to achieve the accurate reconstruction of scene disparity. Experimental results of both simulation data and real data show that the proposed method can effectively perform accurate scene disparity reconstruction.

**Key words** image processing; light field; Fourier disparity layer; disparity reconstruction; normalized cross-correlation

## 1 引言

场景深度信息的恢复是光场计算成像领域的前沿热点问题。传统相机只能记录场景的二维信息, 而光场相机可以记录光线的位置和角度信息。以光场计算成像<sup>[1]</sup>为基础的深度估计<sup>[2]</sup>问题逐渐成为人们研究的热点。光场深度重建的方法主要有基于空间域的场景深度估计<sup>[3-6]</sup>、基于角度域的场景深度估计<sup>[7-10]</sup>、基于空角耦合域极平面图(EPI)的场景深度估计<sup>[11-14]</sup>和基于聚焦堆栈数据的场景深度估计<sup>[15-18]</sup>。基于空间域深度

重建算法的核心思想是将立体匹配<sup>[19-20]</sup>的方法引入到光场深度重建中。Heber 和 Pock<sup>[21]</sup>基于主成分分析(PCA)提出了一种新的多视点立体匹配项, 以解决光场多视点在细微差别上不敏感的问题。Liu 等<sup>[22]</sup>提出了将匹配项作为保真项, 梯度项和分类项构成惩罚项的目标函数, 建立了四维(4D)光场数据特征深度重建优化模型。基于光场角度域深度重建算法的核心思想是刻画角度域的一致性。Tao 等<sup>[23]</sup>提出了结合散焦和一致性线索进行深度估计的方法。Wang 等<sup>[24]</sup>在文献<sup>[23]</sup>的基础上考虑了遮挡, 加入了聚焦等线索。

收稿日期: 2022-02-14; 修回日期: 2022-02-27; 录用日期: 2022-03-07

基金项目: 国家自然科学基金(62171044, 61871042, 61931003)、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: liuchang@bistu.edu.cn

Zhu 等<sup>[25]</sup>在文献[24]的基础上提出了遮挡模型。基于空角耦合域 EPI 的深度重建算法的核心思想是检测 EPI 中直线的斜率。Zhang 等<sup>[26]</sup>提出了一种旋转平行四边形算子(SPO)。基于聚焦堆栈数据深度重建算法的核心思想是对聚焦测度的描述。何建梅等<sup>[27]</sup>融合特征点密度与拉普拉斯测度,建立了新的聚焦测度函数。亢新凯等<sup>[28]</sup>将聚焦堆栈数据划分成了单体数据子集。

子孔径图像阵列、宏像素和 EPI 是基于光场在空间域、角度域和空角域的三种可视化方式,不同可视化形式蕴含着不同耦合形式的视差信息。基于空间域、角度域和空角域的视差重建,实质是利用匹配、一致性和几何特征提取对光场进行视差解耦合,存在着计算量大、计算复杂和鲁棒性差等缺点。聚焦堆栈是聚焦在不同成像面的图像序列,是光场数据的投影域数据,适用于浅景深的微距成像。

傅里叶视差层(FDL)<sup>[29]</sup>是光场在变换域中的一种表达形式,由离散傅里叶视差层组成,每层只含有该层视差对应物点的辐亮度的频谱信息。目前,基于

FDL 的应用主要有新视点生成<sup>[29]</sup>、光场重建<sup>[30]</sup>、光场数据压缩编码<sup>[31]</sup>和光场特征描述<sup>[32]</sup>。FDL 数据由视差的空间域和辐亮度的频谱域组成,为视差估计和视差分析提供了新的光场数据形式。

本文基于光场数据构建 FDL<sup>[29]</sup>的数学理论描述,建立由 FDL 重建场景深度信息的框架。利用 FDL 的数据特征,建立归一化互相关(NCC)相关性度量来重建场景中的视差信息,进而计算出场景的深度。模拟数据和实际数据实验结果验证了所提算法的有效性,为场景深度重建和分析提供了一种新的思路。

## 2 基于傅里叶视差层的场景视差重建

将场景信息按视差(深度)划分到多个层中,使得每层中只含有该层视差对应物点的辐亮度信息。FDL 是对视差层的傅里叶变换。如图 1 所示,在中心视点下,将场景划分成三个视差层  $L^{(k)}$  ( $k=1, 2, 3$ ),第  $k$  个视差层的视差为  $d_k$ 。视差层生成的其他视点图可由视点  $(u_j, v_j)$  ( $j=1, 2, 3$ ) 和视差  $d_k$  得到。

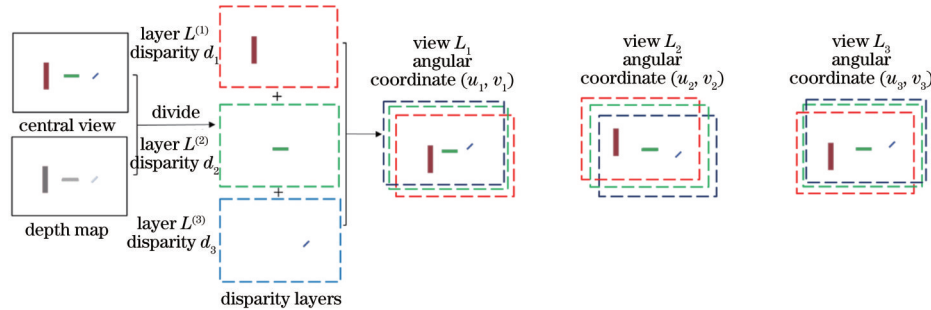


图 1 视差层生成新视点图的示意图

Fig. 1 Schematic diagram for generating new viewpoint diagrams in disparity layers

### 2.1 光场重构的傅里叶视差层

对于双平面四参数光场  $L_F(x, y, u, v)$ ,为了简化符号,针对二维光场  $L(x, u)$  进行推导。若场景是无遮挡的朗伯辐射场景,空间区域可被划分为  $n$  个具有恒定视差的空间区域  $\Omega_k$  ( $k=1, 2, \dots, n$ ),划分的每个空间区域  $\Omega_k$  具有恒定视差  $d_k$ ,则该场景下光场  $L(x, u)$  的傅里叶变换可以由 FDL 表达<sup>[27]</sup>,即

$$\hat{L}(\omega_x, \omega_u) = \sum_k \delta(\omega_u - d_k \omega_x) \hat{L}^{(k)}(\omega_x), \quad (1)$$

式中:  $(\omega_x, \omega_u)$  为光场的频域坐标;  $\delta(\cdot)$  为狄利克雷函数;  $\hat{L}^{(k)}(\omega_x)$  为 FDL, FDL 的表达形式为

$$\hat{L}^{(k)}(\omega_x) = \int_{\Omega_k} e^{-2\pi i x \omega_x} L(x, 0) dx. \quad (2)$$

第  $j$  个视点  $u_j$  下的子孔径图像  $L_{u_j}(x)$  的傅里叶变换可以由 FDL 表示,对  $\hat{L}(\omega_x, \omega_u)$  关于  $\omega_u$  进行傅里叶逆变换即可得到,即

$$\hat{L}_{u_j}(\omega_x) = \int_{-\infty}^{+\infty} e^{2\pi i u_j \omega_u} \hat{L}(\omega_x, \omega_u) d\omega_u, \quad (3)$$

将式(1)代入式(3),得到

$$\hat{L}_{u_j}(\omega_x) = \sum_k \hat{L}^{(k)}(\omega_x) \int_{-\infty}^{+\infty} e^{2\pi i u_j \omega_u} \delta(\omega_u - d_k \omega_x) d\omega_u, \quad (4)$$

$$\hat{L}_{u_j}(\omega_x) = \sum_k e^{2\pi i u_j d_k \omega_x} \hat{L}^{(k)}(\omega_x). \quad (5)$$

式(5)建立了  $\hat{L}^{(k)}(\omega_x)$  和光场子孔径图像  $L_{u_j}(x)$  的傅里叶变换  $\hat{L}_{u_j}(\omega_x)$  之间的关系。对于离散的光场(由  $m$  张子孔径图像组成),可将式(5)离散化成线性方程组,即

$$AX = b, \quad (6)$$

式中:矩阵  $A$  为

$$A = \begin{bmatrix} A_{1,1} & \cdots & A_{1,k} & \cdots & A_{1,n} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ A_{j,1} & \cdots & A_{j,k} & \cdots & A_{j,n} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ A_{m,1} & \cdots & A_{m,k} & \cdots & A_{m,n} \end{bmatrix}, \quad (7)$$

其中  $A_{j,k}$  为

$$A_{j,k} = e^{2\pi i u_j d_k \omega_x}, \quad (8)$$

$A$  的大小取决于视点个数  $m$  和视差层的层数  $n$ ; 矩阵  $b$  为

$$b = [b_1 \quad \cdots \quad b_j \quad \cdots \quad b_m]^T, \quad (9)$$

其中  $b_j$  为

$$b_j = \hat{L}_{u_j}(\omega_x), \quad (10)$$

表示子孔径图像  $L_{u_j}(x)$  的傅里叶变换; 矩阵  $X$  为

$$X = [X_1 \quad \cdots \quad X_k \quad \cdots \quad X_n]^T, \quad (11)$$

其中  $X_k$  为

$$X_k = \hat{L}^{(k)}(\omega_x). \quad (12)$$

综上, 通过离散化将光场重构 FDL 问题转化为求解式(6)所示的线性方程组问题<sup>[27]</sup>。

## 2.2 基于傅里叶视差层的场景视差重建

FDL 数据由视差的空间域和辐亮度的频谱域组成, 视差信息蕴含在 FDL 数据中。第  $k$  个视差层图像  $L^{(k)}(x, y)$  可由傅里叶视差层  $\hat{L}^{(k)}(\omega_x, \omega_y)$  进行二维傅里叶逆变换得到, 即

$$L^{(k)}(x, y) = \mathcal{F}^{-1}[\hat{L}^{(k)}(\omega_x, \omega_y)]. \quad (13)$$

在理想情形下, 视差层图像  $L^{(k)}(x, y)$  对应一个空间区域  $\Omega_k$ ,  $\Omega_k$  具有恒定视差, 即

$$d_k(x, y) = d_k, \quad (x, y) \in \Omega_k. \quad (14)$$

将  $\Omega_k$  在空间域  $(x, y)$  上进行精确划分, 将视差层上的点赋予视差信息, 再将所有视差层进行融合, 获取

场景信息的全局视差图  $D(x, y)$ ,  $D(x, y)$  的表达式为

$$D(x, y) = \sum_{k=1}^n d_k(x, y). \quad (15)$$

然而, 在实际情况下, FDL 的数值计算会使得每个视差层的划分存在一定的误差, 进而导致视差层图像中出现其他视差层的像素点。因此, FDL 的每一层空间区域支集  $\Omega_k$  上会不可避免地存在其他层的部分像素值。具体来说, 当利用 FDL 重建视差层图像时, 数值求解 FDL 和傅里叶逆变换的过程会导致视差层图像与中心视图在辐亮度上存在一定的差异。这些原本不属于该视差层上的像素点会对场景信息的视差估计造成一定的干扰, 进而需要利用区域相关性找到视差支集, 故本文引入相关测度的方法<sup>[33]</sup>来获取像素点所在的视差层。相关测度的方法包括 NCC、相位相关和互信息等<sup>[34]</sup>。视差层图像和中心视图在局部区域中像素分布的一致性更能体现相关性, 本文采用 NCC 系数<sup>[35]</sup>来衡量图像的亮度变化。

以目标像素点为中心, 分别在视差层图像与中心视图相同位置处选取一个鲁棒性窗口, 计算窗口中视差层图像  $L^{(k)}(x, y)$  与中心视图  $L_{(u_0, v_0)}(x, y)$  像素点之间的 NCC 相关测度值, 即

$$E_{L^{(k)}}^{\text{NCC}}(x, y) = \frac{\sum_{p=0}^{M-1} \sum_{q=0}^{N-1} [W_{L_{(u_0, v_0)}}(x+p, y+q) - W_{\bar{L}}] [W_{L^{(k)}}(x+p, y+q) - W_{\bar{L}^{(k)}}]}{\sqrt{\sum_{p=0}^{M-1} \sum_{q=0}^{N-1} [W_{L_{(u_0, v_0)}}(x+p, y+q) - W_{\bar{L}}]^2} \sqrt{\sum_{p=0}^{M-1} \sum_{q=0}^{N-1} [W_{L^{(k)}}(x+p, y+q) - W_{\bar{L}^{(k)}}]^2}}, \quad (16)$$

式中:  $W_{L_{(u_0, v_0)}}$  为中心视图的鲁棒性窗口, 其大小为  $M \times N$ ;  $W_{L^{(k)}}$  为第  $k$  个视差层图像的鲁棒性窗口;  $W_{\bar{L}}$  为中心视图鲁棒性窗口中像素的均值;  $W_{\bar{L}^{(k)}}$  为第  $k$  个视差层图像鲁棒性窗口中像素的均值。

鲁棒性窗口大小的选取需考虑场景的平滑区域、纹理区域、边缘区域和算法的计算效率等因素。当窗口选取较小时, 图像中平滑区域的位置处理比较粗糙, 这会导致视差图中平滑区域处有较多亮点。当窗口选取较大时, 图像的边缘特征会变得模糊, 并会导致计算效率降低。

计算出来的相关测度值越大说明视差层图像与中心视图中相同位置处辐亮度信息的相关程度越高。计算出来的相关测度值越小说明视差层图像与中心视图中相同位置处辐亮度信息的相关程度越低。

对每一个像素点, 搜索  $n$  个视差层中  $E_{L^{(k)}}^{\text{NCC}}(x, y)$  的最大值, 得到像素点所对应的视差层标号  $k^*(x, y)$ ,  $k^*(x, y)$  的表达式为

$$k^*(x, y) = \max_k E_{L^{(k)}}^{\text{NCC}}(x, y), \quad (17)$$

进而可以得到视差层图像  $L^{(k)}(x, y)$  的空间区域支集  $\Omega_k$ 。由于  $\Omega_k$  具有恒定视差, 因此通过式(14)和式(15)可以得到场景信息的全局视差图  $D(x, y)$ 。

受场景的复杂性、场景不同物体之间深度信息不

连续、鲁棒性窗口的选取和数据质量的影响, 在视差重建时会出现“孔洞”现象。“孔洞”是指较亮像素点包围着一个暗像素区域。本文在视差重建后对重建结果进行了优化。借鉴 OpenCV 中的泛洪填充<sup>[36]</sup>方法, 利用“孔洞”周围的较亮像素点对其进行填充。在填充后, 为了恢复填充区域中的视差细节, 以中心视图作为引导图, 通过引导滤波<sup>[37]</sup>对视差图进行优化。

## 3 实验与分析

在实验中, 选取 Heidelberg Collaboratory for Image Processing (HCI) 数据集中的部分场景和实拍的光场数据来重建视差, 以验证所提算法的有效性。

### 3.1 数据实验

#### 3.1.1 模拟数据实验

在实验中, 设置视差层数为 10。图 2 是 HCI 模拟数据的视差层图像序列。从图 2 中两个场景的视差层图像序列可以看出, 单个视差层图像中包含其他视差层图像的像素点, 原本位于该视差层中的点清晰, 不属于该视差层的点比较模糊。

图 3 是 HCI 模拟数据视差重建的实验结果图。其中, 第一行是 cotton 场景, 深度范围为 3.67~5.12, 第二行是 platonic 场景, 深度范围为 16.13~24.63。cotton 和 platonic 中心视图的分辨率为 512 pixel×

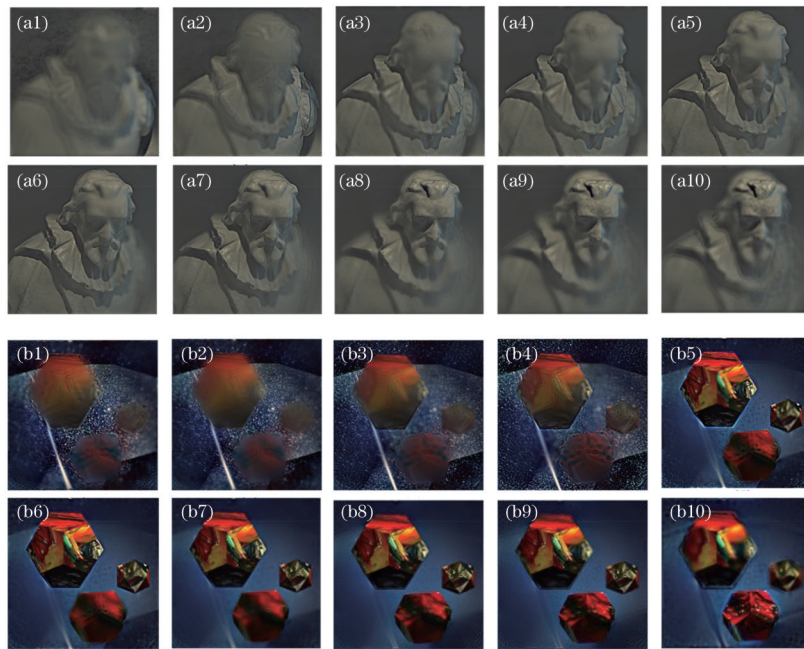


图2 不同场景的视差层图像。(a1)~(a10) cotton场景;(b1)~(b10) platonic场景

Fig. 2 Disparity layer images of different scenes. (a1)~(a10) cotton scene; (b1)~(b10) platonic scene

512 pixel。cotton场景中的雕像和platonic场景中的几何体轮廓比较明显,由于在降低噪声的同时需尽量保证边缘的精确度,故将模拟数据中两个场景的鲁棒性窗口半径设置为 $W_r=5$ 。

由于受到鲁棒性窗口的选取和数据质量问题的影响,故在视差重建时会出现“孔洞”现象。从图3中第二列可以看出,两个场景的初步视差图中在背景区域、边界区域和纹理区域处均有“孔洞”。为了避免“孔洞”对视差重建造成干扰,需要对这些“孔洞”进行填充。本文采用泛洪填充方法<sup>[36]</sup>,利用“孔洞”周围较亮的像素点对其进行填充,使其达到与周围像素点相同的强度级别,进而减少“孔洞”对视差重建带来的影响。对于二维图像的填充,通常情况下连通性选取默认为4。本文实验中连通性设置为4。余弦相似性方法中连通

性设置相同。填充后的视差结果图如图3中第三列所示,可以看出,cotton场景中雕像的头部与颈部和platonic场景中几何体内部与背景处的暗区域被填充成了与周围像素同等的强度。

然而,最终结果仍存在一定的误差,为了得到更准确的场景信息视差图,利用引导滤波来提高填充“孔洞”后的视差图的细节精度。为了抑制噪声,使重建后的视差图细节部分精度更高,引导滤波中正则化参数 $\epsilon$ 选取不宜过大,范围为 $0.01^2 \sim 0.1^2$ 。为了保证优化后视差图与填充后视差图的相似性,保护有效的边缘结构,平滑窗口半径 $r$ 选取不宜过大。余弦相似性方法中引导滤波的相关参数采用了相同的参数设置。引导滤波优化后的视差结果如图3中第四列所示。

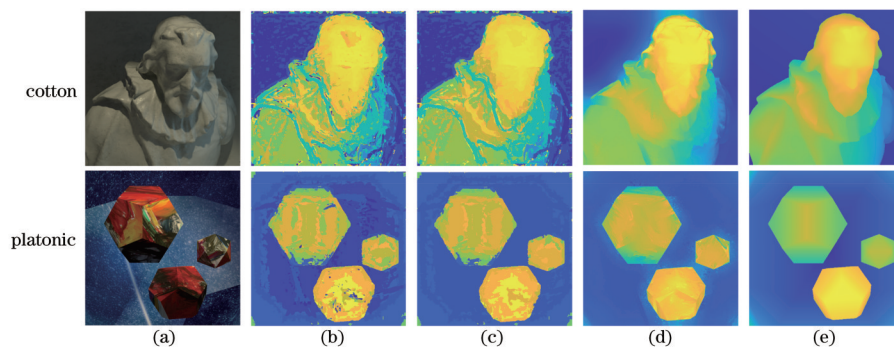


图3 NCC模拟数据实验结果图。(a)中心视图;(b)初步视差图;(c)填充后视差图;(d)优化后的视差图;(e)真值视差图

Fig. 3 Results of NCC simulation data experiment. (a) Central view image; (b) initial disparity map; (c) filled disparity map; (d) optimized disparity map; (e) ground truth disparity map

### 3.1.2 实测数据实验

在实际拍摄的数据中,采用三轴平移台控制相机

采集同一平面内 $9 \times 9$ 视点阵列的子孔径图像光场数据。视点间隔为 $\Delta D_{\text{cam}}=0.1 \text{ mm}$ ( $x, y$ 方向)。图4是

实拍数据的视差重建结果图。第一组中心视图的分辨率为  $1420 \text{ pixel} \times 560 \text{ pixel}$ , 第二组中心视图的分辨率为  $1000 \text{ pixel} \times 550 \text{ pixel}$ 。实验中两组实拍数据的视差层均设置为 10 层。场景一和场景二中几何体的边缘轮廓清晰, 为保证视差图中目标位置和轮廓信息的准确性, 鲁棒性窗口半径设置不宜过大, 实拍数据窗口半径设置为  $W_r = 3$ 。

在第一组实测数据实验中, 将三个标准的六面体放置在不同的深度处, 实际深度范围为  $90 \sim 100 \text{ cm}$ 。该组实验用以研究算法在场景深度间断处的视差估计

情况。在第二组实验中, 将标准的圆锥、圆柱体和六面体放置在不同的深度处, 实际深度范围为  $90 \sim 100 \text{ cm}$ 。该组实验用以验证所提算法对平面、倾球面和柱面等深度连续变化物体进行视差重建的有效性。

从图 4 中场景一的重建结果中可以看出, 所提算法在深度间断处具有很好的视差估计结果。从图 4 中场景二的重建结果中可以看出, 所提算法在圆锥的倾球面、六面体的侧面和圆柱体的侧面等视差连续的表面处具有很好的视差估计结果。

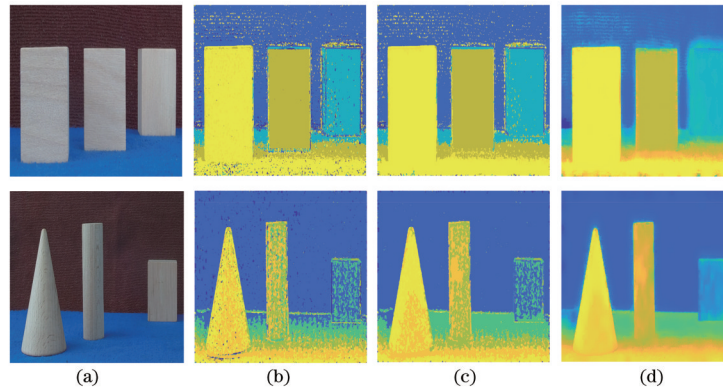


图 4 NCC 实际实验数据结果图。(a) 中心视图; (b) 初步视差图; (c) 填充后视差图; (d) 优化后的视差图

Fig. 4 Results of NCC actual data experiment. (a) Central view image; (b) initial disparity map; (c) filled disparity map; (d) optimized disparity map

### 3.2 算法的验证评估

本节分别采用余弦相似性<sup>[38]</sup>与 NCC 测度来衡量视差重建的结果。余弦相似性是常用的描述图像相似性的测度。模拟数据采用余弦相似性计算出的视差图结果如图 5 所示。与图 3 相比, 可以看出, 在用

NCC 计算出来的视差图中, 纹理区域中“孔洞”的数量明显更少, 如 cotton 场景中雕像的颈部和 platonic 场景中几何体的内部。此外, 用余弦相似性计算出的视差图, 存在边界部分重建效果不理想和视差重建误差大的缺点。

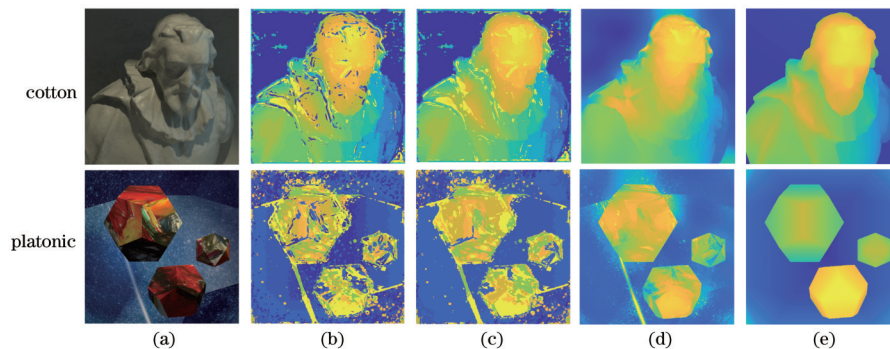


图 5 余弦模拟数据实验结果图。(a) 中心视图; (b) 初步视差图; (c) 填充后视差图; (d) 优化后的视差图; (e) 真值视差图

Fig. 5 Results of cosine simulation data experiment. (a) Central view image; (b) initial disparity map; (c) filled disparity map; (d) optimized disparity map; (e) ground truth disparity map

为了充分验证采用 NCC 相关测度重建视差的有效性, 对 HCI 数据的前景区域进行视差评价, 评价指标主要包括: 平均绝对误差 (MAE)、平均平方误差 (MSE)、误像素百分比 (BadPix)<sup>[39]</sup>、峰值信噪比 (PSNR) 和结构相似性 (SSIM)。比较结果如表 1 和表 2 所示。

综合两个场景来看: 所提算法的 MAE 指标得分

低于余弦相似性, 说明用余弦相似性重建出的视差图存在较多的小误差; 所提算法的 MSE 指标得分低于余弦相似性, 说明用余弦相似性重建出的视差图还存在着少数较大的误差; 所提算法的 PSNR 指标得分高于余弦相似性, 说明用 NCC 重建出的视差图误差更小; 所提算法的 BadPix(0.1) 指标得分低于余弦相似性, 说明用 NCC 重建出的视差图错误像素点的数量更少;

表 1 cotton 视差图评价指标  
Table 1 Evaluation indexes of disparity map of cotton

Method	MAE	MSE	BadPix (0.05)	BadPix (0.1)	PSNR	SSIM
Cosine	0.1536	0.0948	0.3282	0.3276	58.3605	0.8907
NCC	0.0884	0.0459	0.2800	0.2295	61.5084	0.8607

表 2 platonic 视差图评价指标  
Table 2 Evaluation indexes of disparity map of platonic

Method	MAE	MSE	BadPix (0.05)	BadPix (0.1)	PSNR	SSIM
Cosine	0.0654	0.0254	0.2665	0.2152	64.0868	0.8812
NCC	0.0585	0.0164	0.2685	0.2116	65.9856	0.9303

场景二中所提算法的 BadPix(0.05) 指标得分略高于余弦相似性,说明用 NCC 重建出的视差图前景区域中存在少量的错误像素点;两种算法在两个场景中的 SSIM 指标得分都比较接近于 1,说明两种算法重建出的视差图接近真值视差图。从 6 个指标的结果综合来看,采用 NCC 的方法进行视差重建的结果比采用余弦相似性的方法进行重建视差的结果要好。

实测数据采用余弦相似性计算的视差图结果如图 6 所示。与图 4 相比,可以看出,用 NCC 计算出来的视差图效果更好。用余弦相似性计算得到的视差图中“孔洞”数量多,边界部分重建效果不好,如六面体的上底面部分和圆锥倾球面部分。同时,用余弦相似性计算得到的视差图中存在视差计算错误的地方,如六面体正对视点的平面中出现不同的视差值。

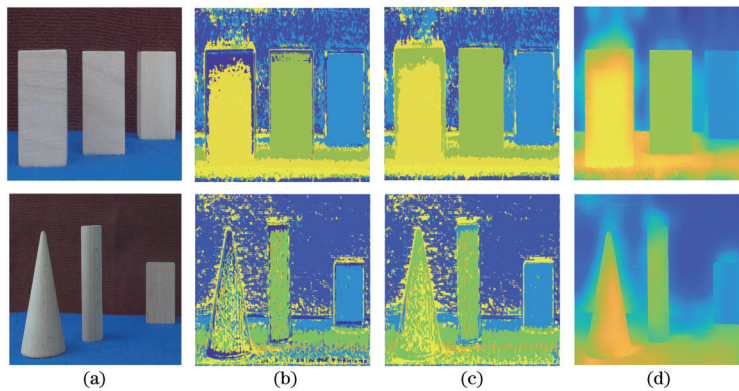


图 6 余弦实际数据实验结果图。(a)中心视图;(b)初步视差图;(c)填充后视差图;(d)优化后的视差图

Fig. 6 Results of cosine actual data experiment. (a) Central view image; (b) initial disparity map; (c) filled disparity map; (d) optimized disparity map

对于实测数据,选取视差图的某一行对两种算法进行分析,比较结果如图 7 和图 8 所示。场景一选取的是第 385 行,场景二选取的是第 290 行。由视差变化曲线可以看出:虚线条在边界跳跃的地方并不明显,且存

在许多像素点计算错误的地方,而实线条可以更明显地反映物体的边界部分;在场景一中,在物体的内部区域,虚线条波动比较大,实线条变化比较平缓;在场景二中,实线条比虚线条更能反映曲面物体的视差变化

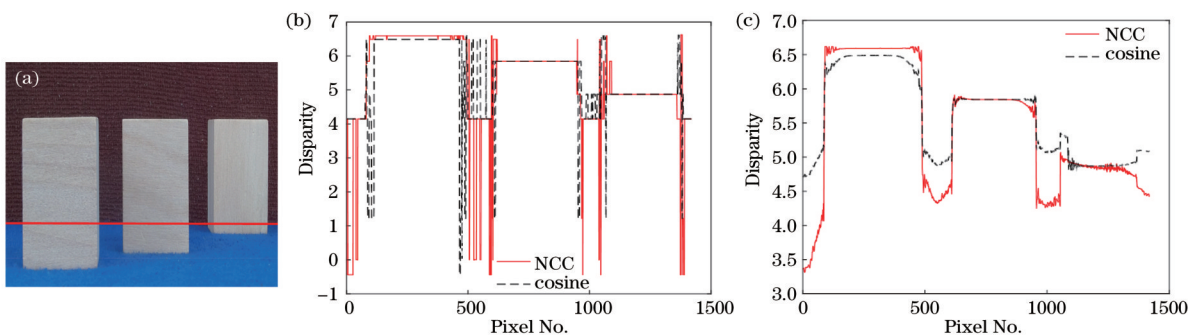


图 7 场景一中水平方向上的视差变化曲线。(a)中心视图;(b)初步视差图的视差变化曲线;(c)优化后视差图的视差变化曲线

Fig. 7 Disparity profile of scene 1 in horizontal direction. (a) Central view image; (b) disparity profile in initial disparity map; (c) disparity profile in optimized disparity map

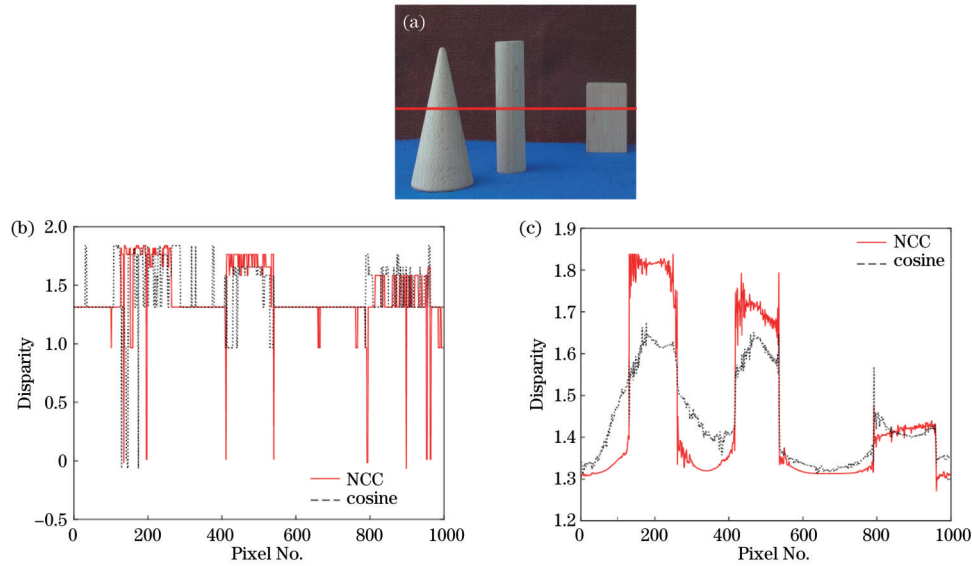


图 8 场景二中水平方向上的视差变化曲线。(a)中心视图;(b)初步视差图的视差变化曲线;(c)优化后视差图的视差变化曲线  
Fig. 8 Disparity profile of scene 2 in horizontal direction. (a) Central view image; (b) disparity profile in initial disparity map; (c) disparity profile in optimized disparity map

趋势。

## 4 结 论

FDL 是朗伯辐射和无遮挡下的场景光场在变换域中的一种表达形式,已被应用于新视点生成、光场数据压缩编码和光场数据处理等领域中。视差作为场景的立体信息,蕴含在 FDL 中,并更直接地蕴含在视差层图像中。提出在变换域中解构场景视差层进行视差重建的新方法。实验结果表明,所提方法对视差层的划分误差存在一定的鲁棒性。所提方法对视差的重建结果依赖于对 FDL 重构的精度,精确重构 FDL 的数值方法值得进一步研究。

### 参 考 文 献

- [1] 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.
- [2] 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.
- [3] Heber S, Pock T. Shape from light field meets robust PCA[M]//Fleet D, Pajdla T, Schiele B, et al. Computer vision-ECCV 2014. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2014, 8694: 751-767.
- [4] Jeon H G, Park J, Choe G, et al. Accurate depth map estimation from a lenslet light field camera[C]//IEEE conference on computer vision and pattern recognition, June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 1547-1555.
- [5] Zhang C, Zhou F G, Xue B D. Multiple candidates and multiple constraints based accurate depth estimation for multi-view stereo[J]. Proceedings of SPIE, 2017, 10225: 102251O.
- [6] Mishiba K. Fast depth estimation for light field cameras [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2020, 29: 4232-4242.
- [7] Tao M W, Hadap S, Malik J, et al. Depth from combining defocus and correspondence using light-field cameras[C]//IEEE International Conference on Computer Vision, December 1-8, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE Press, 2013: 673-680.
- [8] Tao M W, Srinivasan P P, Malik J, et al. Depth from shading, defocus, and correspondence using light-field angular coherence[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 1940-1948.
- [9] Wang T C, Efros A A, Ramamoorthi R. Occlusion-aware depth estimation using light-field cameras[C]// IEEE International Conference on Computer Vision, December 7-13, 2015, Santiago, Chile. New York: IEEE Press, 2015: 3487-3495.
- [10] Pan X H, Zhang T, Wang H. A method for handling multi-occlusion in depth estimation of light field[C]// IEEE International Conference on Image Processing, September 22-25, 2019, Taipei, Taiwan, China. New York: IEEE Press, 2019: 1069-1073.
- [11] Li J Q, Lu M L, Li Z N. Continuous depth map reconstruction from light fields[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(11): 3257-3265.
- [12] Zhang Y B, Lü H J, Liu Y B, et al. Light-field depth estimation via epipolar plane image analysis and locally linear embedding[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2017, 27(4): 739-747.

- [13] Chantara W, Ho Y S. Initial depth estimation using EPIs and structure tensor[C]//Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference, December 12-15, 2017, Kuala Lumpur, Malaysia. New York: IEEE Press, 2017: 255-258.
- [14] Sheng H, Zhao P, Zhang S, et al. Occlusion-aware depth estimation for light field using multi-orientation EPIs[J]. *Pattern Recognition*, 2018, 74: 587-599.
- [15] Strecke M, Alperovich A, Goldluecke B. Accurate depth and normal maps from occlusion-aware focal stack symmetry[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 2529-2537.
- [16] Javidnia H, Corcoran P. Application of preconditioned alternating direction method of multipliers in depth from focal stack[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2018, 27(2): 023019.
- [17] Xiao Y H, Wang G J, Hu X W, et al. Guided, fusion-based, large depth-of-field 3D imaging using a focal stack[J]. *Sensors*, 2019, 19(22): 4845.
- [18] Chantara W, Jeon M. All-in-focused image combination in the frequency domain using light field images[J]. *Applied Sciences*, 2019, 9(18): 3752.
- [19] Yu Z, Guo X Q, Ling H B, et al. Line assisted light field triangulation and stereo matching[C]//IEEE International Conference on Computer Vision, December 1-8, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE Press, 2013: 2792-2799.
- [20] Chen C, Lin H T, Yu Z, et al. Light field stereo matching using bilateral statistics of surface cameras[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 1518-1525.
- [21] Heber S, Pock T. Shape from light field meets robust PCA[M]//Fleet D, Pajdla T, Schiele B, et al. *Computer Vision-ECCV 2014. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2014, 8694: 751-767.
- [22] Liu C, Qiu J, Zhao S N. Iterative reconstruction of scene depth with fidelity based on light field data[J]. *Applied Optics*, 2017, 56(11): 3185-3192.
- [23] Tao M W, Hadap S, Malik J, et al. Depth from combining defocus and correspondence using light-field cameras[C]//IEEE International Conference on Computer Vision, December 1-8, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE Press, 2013: 673-680.
- [24] 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.
- [25] Zhu H, Wang Q, Yu J Y. Occlusion-model guided antiocclusion depth estimation in light field[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2017, 11(7): 965-978.
- [26] Zhang S, Sheng H, Li C, et al. Robust depth estimation for light field via spinning parallelogram operator[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2016, 145: 148-159.
- [27] 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.
- 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.
- [28] 亢新凯, 邱钧, 刘畅, 等. 基于聚焦堆栈单体数据子集架构的全局成像[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(24): 241101.
- Kang X K, Qiu J, Liu C, et al. Global imaging based on monomer subset of focal stack architecture[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(24): 241101.
- [29] le Pendu M, Guillemot C, Smolic A. A Fourier disparity layer representation for light fields[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 28(11): 5740-5753.
- [30] le Pendu M, Smolic A. High resolution light field recovery with Fourier disparity layer completion, demosaicing, and super-resolution[C]//IEEE International Conference on Computational Photography, April 24-26, 2020, St. Louis, MO, USA. New York: IEEE Press, 2020: 19653339.
- [31] Dib E, Pendu M L, Guillemot C. Light field compression using Fourier disparity layers[C]//IEEE International Conference on Image Processing, September 22-25, 2019, Taipei, Taiwan, China. New York: IEEE Press, 2019: 3751-3755.
- [32] Xiao Z L, Zhang M, Jin H Y, et al. A light field FDL-HSIFT feature in scale-disparity space[C]//IEEE International Conference on Image Processing, September 19-22, 2021, Anchorage, AK, USA. New York: IEEE Press, 2021: 1549-1553.
- [33] 杨小冈, 曹菲, 缪栋, 等. 基于相似度比较的图像灰度匹配算法研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2005, 27(5): 918-921.
- Yang X G, Cao F, Miao D, et al. Study on the image grayscale matching algorithm based on similarity measures[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2005, 27(5): 918-921.
- [34] Zitová B, Flusser J. Image registration methods: a survey[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(11): 977-1000.
- [35] 吴鹏, 徐洪玲, 宋文龙. 结合小波金字塔的快速NCC图像匹配算法[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2017, 38(5): 791-796.
- Wu P, Xu H L, Song W L. A fast NCC image matching algorithm based on wavelet pyramid search strategy[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2017, 38(5): 791-796.
- [36] Shuaeb S M A A, Kamruzzaman M, Ali M H. Extracting a bounded region from a map using flood fill algorithm[J]. *Asian Journal of Research in Computer Science*, 2021: 14-20.
- [37] Ali U, Mahmood M T. Depth enhancement through correlation-based guided filtering in shape from focus[J]. *Microscopy Research and Technique*, 2021, 84(7): 1368-1374.



- [38] Yu H Q, Jia S H, Liu Y B, et al. Autofocusing based on cosine similarity in dual-wavelength digital holographic microscopy[J]. *Measurement Science and Technology*, 2021, 32(4): 045204.
- [39] Honauer K, Johannsen O, Kondermann D, et al. A dataset and evaluation methodology for depth estimation on 4D light fields[M]//Lai S H, Lepetit V, Nishino K, et al. *Computer vision-ACCV 2016. Lecture notes in computer science*. Cham: Springer, 2017, 10113: 19-34.