

几何光场三维成像综述

殷永凯^{1*}, 于锴¹, 于春展¹, 白雪纯¹, 蔡泽伟², 孟祥锋¹, 杨修伦¹

¹山东大学信息科学与工程学院, 山东 青岛 266237;

²南京理工大学电子工程与光电技术学院, 江苏 南京 210094

摘要 光场成像拓展了经典光学成像的信息维度,为成像技术的提升和突破提供了更多的可能性,是计算成像领域的重要研究内容。光场携带了目标和场景的三维信息,通过对光场数据进行合理的建模和处理可以实现三维成像。光场三维成像技术可概括为光场深度估计和光场三维重建两大类。对于光场深度估计,根据深度计算的不同机理分为基于多视点立体的方法与基于极平面图的方法;对于光场三维重建,根据是否采用结构光照明分为主动和被动光场三维重建。简要介绍了光场的基本理论并回顾了常见的光场采集系统,分类介绍了光场三维成像的关键技术和典型工作并进行了技术展望。

关键词 计算成像; 光场成像; 三维成像; 光场相机; 全光函数; 极平面图

中图分类号 O439

文献标志码 A

doi: 10.3788/CJL202148.1209001

1 引言

光是物质世界主要的信息载体,对光信息的观测、记录和分析是人类认知物质世界的主要手段。将光强分布通过平面介质记录下来,是光学成像最基本的表现形式。经典成像系统模拟了人眼的工作原理,其所成的像与人类视觉直接感知到的信息基本一致,属于“所见即所得”的基本成像。而随着光学成像应用的多样化和复杂化,伴随着光电技术和信息处理技术的发展,现代光学成像的基本范式发生了巨大的变化。针对某个特定需求,需要记录特定的信息并经过特定的数据处理方可得到满意的图像。成像系统直接记录的数据不一定是目标的二维投影,甚至不一定是视觉上可以识别的内容,有意义的图像必须通过对数据进行计算来产生^[1]。这种成像范式称为计算成像,是当代光学成像技术的发展方向之一,也是光学界和计算机学界研究交汇的热点^[2-8]。

受限于系统工作机理,经典成像系统仅记录了光的强度信息。众所周知,光是一种电磁波,其与电

磁场相关的物理量,包括相位、偏振等,均携带了丰富的信息。在波动光学范畴内,光信息主要以波动光场的形式存在于空间中。如果将光信息的讨论范畴限定为几何光学,则通常只需要关注光线在三维空间中的强度分布情况,也就是目标的几何光场^[9]。本文后续的所有讨论均针对几何光场,在不引起歧义的情况下,我们将几何光场简称为光场。对光场信息的记录和处理主要通过光场成像和光场重建来实现。随着相关研究的深入和发展,光场成像已为计算成像的重要分支^[1,10-12]。

自然界中的目标和场景均为三维实体,而经典成像系统记录的是其二维图像,从几何的角度看相当于空间三维信息在像面上的二维投影,目标和场景的深度信息在投影过程中丢失。如果希望更真实地还原目标,或者对目标的几何形貌、位置、内部结构等进行定量分析,则需要从二维图像中还原丢失的深度信息和三维结构,其相关技术统称为三维成像技术。在生物成像^[13]、工业检测^[14]、虚拟现实^[15]等领域,三维成像已经成为不可或缺的支持性技术。三维成像的技术路线多种多样,光场成像是

收稿日期: 2021-03-01; 修回日期: 2021-04-15; 录用日期: 2021-04-27

基金项目: 国家自然科学基金(61405122, 61675117, 61775121)、中德科学中心合作交流项目(M-0044)、山东省自然科学基金(ZR2019QF006)

*E-mail: yinyongkai@sdu.edu.cn

其中比较典型的技术之一^[16]。

关于光场成像,已经有许多优秀的综述^[1,9-12,17-19]较全面地回顾了其相关的各个方面,包括全光函数和相空间理论、光场采集装置、光场信息处理、光场成像的典型应用等。上述综述在内容组织上大部分具有大而全的特点,例如,仅对光场信息处理的阐述就包含了光场渲染/视角合成、数字重聚焦、合成孔径成像、超分辨重建、深度估计等多个方面。而本文主要集中于对光场三维成像相关理论、系统和方法的阐述,对其他光场信息处理技术不展开论述。介绍光场的基本理论,重点阐述四维光场的双平面模型和相空间模型,引出四维光场与三维成像的内在联系。介绍光场采集系统,将常见系统概括为序列成像、相机阵列、光场相机三种类别,简要分析其适用场景和局限性。光场三维成像技术可概括为光场深度估计和光场三维重建两大类。集中阐述光场深度估计的研究进展,根据深度计算的不同机理,分为基于多视点立体的方法与基于极平面图的方法。集中阐述光场三维重建的研究进展,根据是否采用结构光照明,分为主动和被动光场三维重建。总结光场三维成像待解决的关键问题以及未来的发展趋势。本文内容的组织由浅入深,涵盖了光场三维成像的基本原理与最新进展,以期对三维成像领域的初学者和研究者均有所启发。

2 光场基本理论

本节主要介绍光场的基本概念与常用模型。

2.1 全光函数

“光场”这一术语于 1936 年被首次提出,定义为在均匀介质中沿直线传播的光线所携带的辐射能的分布^[20]。进一步地,三维空间中包含颜色信息的动态光场可由七维全光函数 $L(x, y, z, \theta, \varphi, \lambda, t)$ 来完备表示,其中 (x, y, z) 表示空间位置, (θ, φ) 表示空间角度, λ 表示波长, t 表示时间^[21-22]。基于全光函数可以在有效的空间-时间-光谱区间内,重建任一位置、任一波长、任一时刻下的可能视图。由于高维数据的记录和处理较为困难,实际处理光场成像问题时,通常引入一些限定条件来降低光场函数的维度。动态过程可以表示为一系列不同时刻下的静止状态,因此对于静态光场或者某一时刻的动态光场,时间变量 t 可以去除。大部分的光场成像并不关心光谱信息,而彩色信息可以根据三原色合成原理由红、绿、蓝三种颜色信息合成,也即彩色光场可以分解为红、绿、蓝三个单色光场。而对于单色光场,波

长变量 λ 可以去除。此时七维全光函数可以简化为五维光场函数 $L(x, y, z, \theta, \varphi)$,其变量均与光线的空间位置和姿态相关。如果进一步假设有限区域内同一光线上的光强恒定,不随传播距离的变化而改变^[23],则该区域内光场函数具有与空间光线相同的自由度,直观上可以去掉表示距离的变量 z ,从而得到四维光场函数 $L(x, y, \theta, \varphi)$ 。

2.2 四维光场模型

四维光场函数的参数组合并不是唯一的,不同参数组合其对应的光场模型也各不相同。以光场计算成像为出发点,在对四维光场进行参数化时需考虑三个关键问题:计算效率、光线集的控制以及参数空间的均匀采样。基于上述考虑,最常用的四维光场模型是双平面模型,可通过光线与两个平面的交点来参数化光线^[23]。如图 1 所示,假设光线从左到右传播并穿过两个平面,某光线与第一个平面相交于 (u, v) ,继而与第二个平面相交于 (x, y) ,由此得到对应双平面模型的四维光场函数 $L(u, v, x, y)$ 。在这种情况下,正交方向变量 (u, v) 取代了空间角度变量 (θ, φ) 。应当注意双平面模型并不能完备地表示三维空间中的所有光线。例如,如果两个平面彼此平行,则双平面模型函数无法描述平行于两个平面的光线。它的优点是可以灵活地选择平面的位置和尺度,从而与实际成像系统建立密切的对应关系。对于一般的成像系统, uv 平面对应于孔径平面, (u, v) 的变化对应成像孔径/视点的改变; xy 平面对应于像平面,不同的 (x, y) 对应目标上不同物点形成的像点。

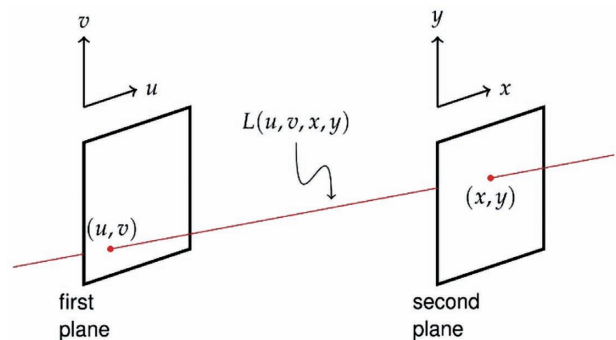


图 1 四维光场的双平面模型^[1]

Fig. 1 Two-plane parameterization model of the 4D light field^[1]

在双平面模型中,光场数据是一组四维数据,但光场数据的采集通常是借助于二维图像传感器完成的,其数据会对存储为一组二维数据,因此需要以二维图像集合的方式来对四维光场数据进行表述和可视化。根据光场数据采集、存储的不同逻辑,光场

数据有两种不同的可视化形式。如果光场采集设备通过改变视点或分割孔径成像,则每个视点/孔径点对应 uv 平面上的一个点,光场数据呈现为 xy 图像的 uv 阵列,如图 2(a)所示。其中的每个 xy 图像均为通过某个视点/孔径点所成的像,称为子孔径图像。而如果光场采集设备为一代光场相机(光场相

机的结构参见 3.3 节),则每个 xy 平面上的点均通过微透镜对整个 uv 平面(孔径平面)成像,光场数据呈现为 uv 图像的 xy 阵列,如图 2(b)所示。其中的每个 uv 图像均为孔径平面(通过微透镜)在某个 xy 平面点处所成的像,称为孔径基元图像,有些文献中也称为微透镜图像或宏像素。

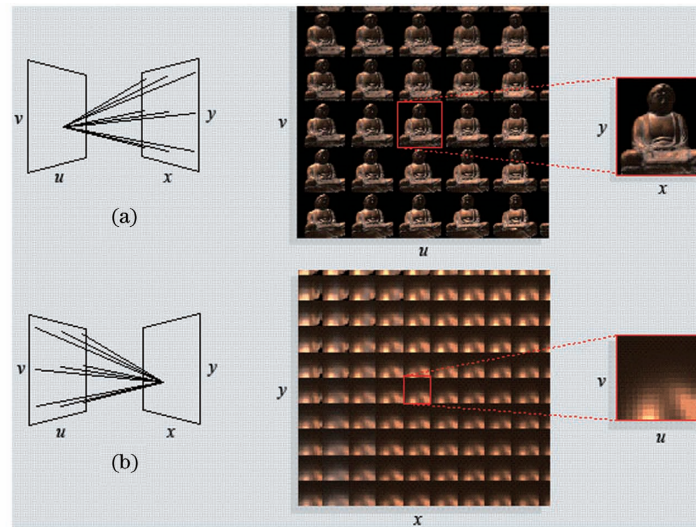


图 2 两种可视化光场^[23]。(a)光场可视化为 xy 图像的 uv 阵列,每个图像表示离开 uv 平面上的一个点到达 xy 平面上的所有点的光线;(b)光场可视化为 uv 图像的 xy 阵列,每个图像表示从 uv 平面上的所有点出发到达 xy 平面上的一个点的光线

Fig. 2 Two visualizations of a light field^[23]. (a) Light field is visualized as a uv array of xy images, in which each image in the array represents the rays leaving one point on the uv plane bound to all points on the xy plane; (b) light field is visualized as a xy array of uv images, in which each image represents the rays arriving at one point on the xy plane from all points on the uv plane

2.3 四维光场的相空间表示

由双平面模型可知,一组位置坐标 (x, y) 结合一组方向坐标 (u, v) 即可唯一确定一条光线,因此 (u, v, x, y) 可以视为光线的参数/状态空间,状态空间中的一个点对应真实世界光场中的一条光线,从而可以用相空间(在计算机视觉领域也称为光线空间)表示光场^[1-2, 24-25]。为了方便理解,只讨论四维光场的二维切片,即对双平面模型的每个平面仅保留一维变量,则图 1 所示的双平面模型可简化为图 3(a)所示的模型,对应的模型函数为 $L(u, x)$ 。图 3 的左列显示了简化双平面模型空间中光线的分布情况,右列展示了相空间中对应的点分布情况。图 3(a)展示了充满整个光场的规则分布的光线,即从 u 平面上的等距点出发到达 x 平面上的等距点。每条光线的参数为 (u, x) ,对应相空间中的一个点。规则分布的光线对应相空间中等间距分布的点。图 3(b)展示了从 u 平面上的等距点出发会聚到 x 平面上的同一点所对应的光线,对应相空间中一

组垂直的等距点。图 3(c)展示了第二个平面 x' 更靠近第一个平面的情况,此时光线在 x' 平面上尚未完全会聚,在相空间 (u, x') 中,光线对应一组倾斜的等距点。与图 3(b)中的相空间分布相比,图 3(c)中的相空间分布沿 x 轴进行了剪切。图 3(d)展示了第二个平面 x'' 更远离第一个平面的情况,此时光线在 x'' 平面上已经变得发散,在相空间 (u, x'') 中,光线对应一组沿相反方向倾斜的等距点。与图 3(b)中的相空间分布相比,相空间分布同样沿 x 轴进行了剪切,但剪切的方向相反。由此可见,相空间提供了一种简洁直观的光线簇表示方式。另外,相空间的剪切量反映了 x 平面的远近变化。这一性质的理论基础正是基于极平面图的光场深度估计算法。

在成像光路中,孔径和光线的传播方向存在天然的联系。如果采用平面-方向模型对四维光场进行参数化,即将双平面模型的 uv 平面视为孔径平面,但将 xy 平面视为方向平面,并将双平面之间的

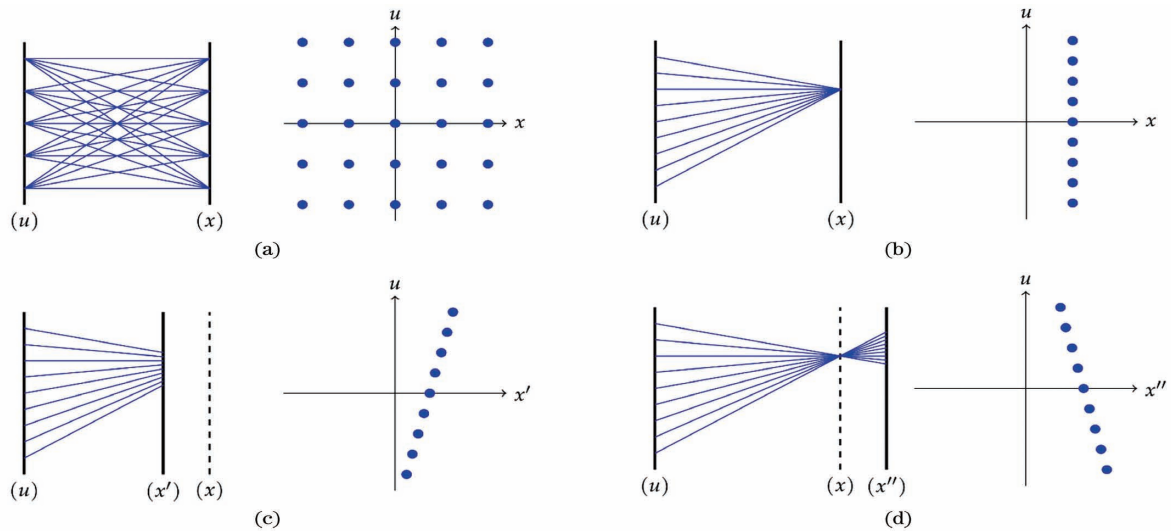


图 3 光场的相空间表示^[1]。(a)规则分布的光场光线,从 u 平面上的等距点出发到达 x 平面上的等距点;(b)光线会聚到 x 平面上的同一点;(c)光线会聚到 x' 平面之后;(d)光线在 x'' 平面之前会聚并继续发散

Fig. 3 Phase-space diagrams of light field^[1]. (a) A regular array of light rays from a set of points in the u plane to a set of points in the x plane; (b) a set of light rays arriving at the same position in the x plane; (c) a set of light rays approaching a location behind the x' plane; (d) a set of light rays diverging after converging at a location before the x'' plane

距离设定为 1,在傍轴近似条件下,光线与 xy 平面的交点坐标 (x, y) 恰好等于光线的方向角,如图 4 所示。由此可以在光场的相空间模型与 ABCD 矩阵分析之间建立联系^[2,26],这为分析光场成像系统乃至更广泛的计算成像系统提供了新思路。

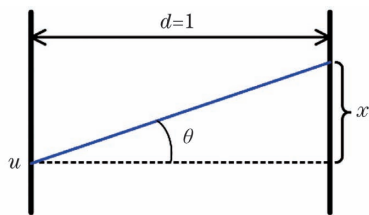


图 4 四维光场的平面-方向模型(傍轴近似下, $x \approx \theta$)

Fig. 4 Plane-direction parameterization model of the 4D light field, in which we have $x \approx \theta$ at paraxial approximation

2.4 四维光场与三维成像

经典相机成像是二维成像,从空间几何的角度看相当于空间三维信息在像面上的二维投影,目标的三维信息在投影过程中丢失。经典相机成像可近似为小孔成像,如图 5(a)所示,其中 O_1 为相机镜头的光学中心,像面为相机的图像传感器关于 O_1 的中心对称平面。相机成像时,空间中三个不同的三维物点 P, P', P'' 在像面中均对应同一个二维像点 x_1 。如果我们只有单视点图像,仅使用 x_1 无法准确得到点 P 的位置。如果将相机平移至另外的视点 O_2 并拍摄一幅新图像,此时由于视差的存在, $P,$

P', P'' 三个点在视图 2 中对应不同的二维像点 x_2, x'_2, x''_2 ,如图 5(b)所示。利用视点 O_1, O_2 ,结合对应像点 x_1, x_2 ,即可由三角几何关系计算出点 P 在三维空间中的位置信息^[27]。如果只计算了点 P 的 Z 坐标,则只能得到点 P 至像平面的距离(深度),对于整幅二维图像而言,重构计算得到的是每个像素的深度值,这一过程称为深度估计。如果同时计算了点 P 的 (X, Y, Z) 坐标,对于整幅二维图像而言,重构计算得到的是每个像素对应的三维点,这一过程称为三维重建。深度估计与三维重建是计算机视觉领域的经典研究内容,随着结构光照明的引入和三维成像机制的拓展,相关研究在光学工程领域也日益受到关注。

图 5(b)展示了两视点(双目)立体视觉的一些基本要素。视点 O_1, O_2 的连线称为基线,由于三维成像的基本几何关系依赖于三角形 PO_1O_2 ,基线长度对三维成像的精度有较大影响。对点 P 进行三维重建的前提是从不同视图中得到正确的对应点 x_1, x_2 ,在视图 1 中给定图像点 x_1 ,在视图 2 中寻找对应图像点 x_2 的过程称为立体匹配或对应点匹配。在被动三维成像中,立体匹配主要依赖物体表面的颜色和纹理信息;对于纹理不明显或者颜色一致的表面,则考虑通过结构光照明引入额外信息以辅助立体匹配,这也是主动三维成像的出发点。一般情况下,立体匹配需要在视图 2 的整幅图像中寻

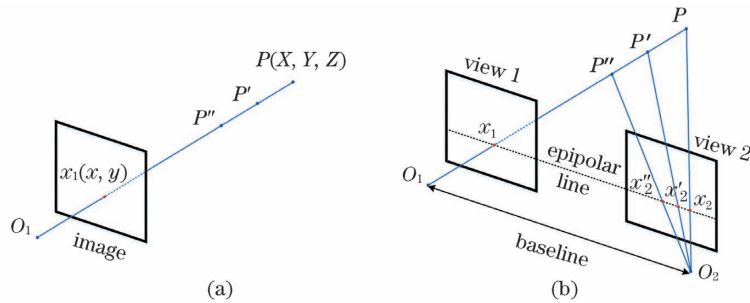


图 5 二维成像与三维成像。(a)经典相机成像是二维成像,其三维信息在成像过程中丢失,仅从单视点图像无法恢复三维信息;(b)利用两个视点的图像即可根据三角几何关系实现三维重建

Fig. 5 2D imaging and 3D imaging. (a) Imaging with conventional camera is 2D imaging, in which 3D information is lost during imaging and cannot be recovered from the image of single view; (b) 3D reconstruction can be achieved from images of two-view by using triangulation

找对应点,因此无约束的立体匹配是一个二维搜索问题。考虑对极几何约束^[27],可以将候选对应点限定在极线上,将立体匹配退化为一维搜索问题,其计算效率和鲁棒性将大大提高。极线是极平面与图像的交线,而极平面是物点与基线所确定的平面。对于如图 5(b)所示的两个平行视点,其基线 O_1O_2 与像面的 x 轴平行,因此其极线(三角形 PO_1O_2 所在的极平面与图像的交线)总是沿图像的行方向。另外,立体匹配的隐含条件是同一物点在不同的视图中具有近似相同的亮度,也即物体表面应为比较理想的漫反射表面。理想漫反射表面由于其漫反射光强分布遵循朗伯(Lambert)定律,又称为朗伯表面。

由四维光场的双平面模型可知,光场在 uv 平面上的每个采样点均代表一个成像视点,四维光场可以分解为一组平行视点的图像,即图 2(a)所示的子孔径图像阵列。因此,光场三维成像可以借鉴多视点立体视觉的思路和方法。但在很多光场数据中,相邻视点之间的基线很短,其对应的视差非常小,导致传统的立体匹配方法很难精确地估计视差,因此需要根据光场自身的特性引入约束条件来改善立体匹配的性能。从另一个角度看,相邻视点之间的基线很短,意味着视点是准连续变化的,由此可以将视差空间扩展为连续空间,从而为非朗伯表面的深度估计提供了可能性,这在处理场景遮挡或半透明表面时则更具优势。

对极几何约束在光场三维成像中同样发挥作用。以四维光场分解得到的水平方向的一行子孔径图像为例,这些子孔径图像在孔径平面上具有相同的 v 值,因此其基线沿着孔径平面的 u 轴方向,也即与像面的 x 轴平行。与图 5(b)所示情况类似,此时所有子孔径图像的极线均为各自图像中的同一行

像素,也即所有极线具有相同的 y 值。将所有极线(x 方向的行像素)紧密排成一列(按照 u 值从小到大排列),即可得到极平面图,图中的像素对应 x 和 u 两个维度。与图 3 所示的相空间的二维切片对比可知,极平面图与相空间二维切片具有相同的维度和一致的含义,前者是后者的离散采样。相空间的剪切量对应极平面图中线的斜率,与目标点的深度存在对应关系,因此极平面图分析是光场深度估计的有效手段。

3 光场采集系统

由光场的定义可知,对于光场空间内的任一点,我们需要记录经过该点的多个不同方向的光线。而普通相机成像时,对于一个点我们只能记录一个方向的光线。因此,如果使用普通相机进行光场采集,必须在时间、空间、孔径等维度上进行拓展,进而获得对多个方向光线进行采集的能力^[9,19]。

3.1 序列成像

普通相机单次成像可以记录一个方向的光线,自然而然地,如果改变相机姿态同时进行多次成像,则可通过时序图像记录空间的光场信息。利用机械系统控制相机的运动,可以较方便地改变相机姿态,如图 6(a)、图 6(b)所示。图 6(a)所示的球坐标龙门架,可以控制相机在一个球面上移动,从而完整地记录球面内部静态目标的光场^[9]。图 6(b)所示的系统为了提高采集效率,采用 16 个 GoPro 运动相机构成弧形阵列,通过阵列相机的旋转,记录外向环境的全景光场^[28]。由于机械系统较为笨重复杂,为了避免相机的机械运动,小范围内的光场采集也可以用孔径扫描的方式实现^[29-30],如图 6(c)所示。成像光路为 $4f$ 系统,在 Fourier 平面上放置一个

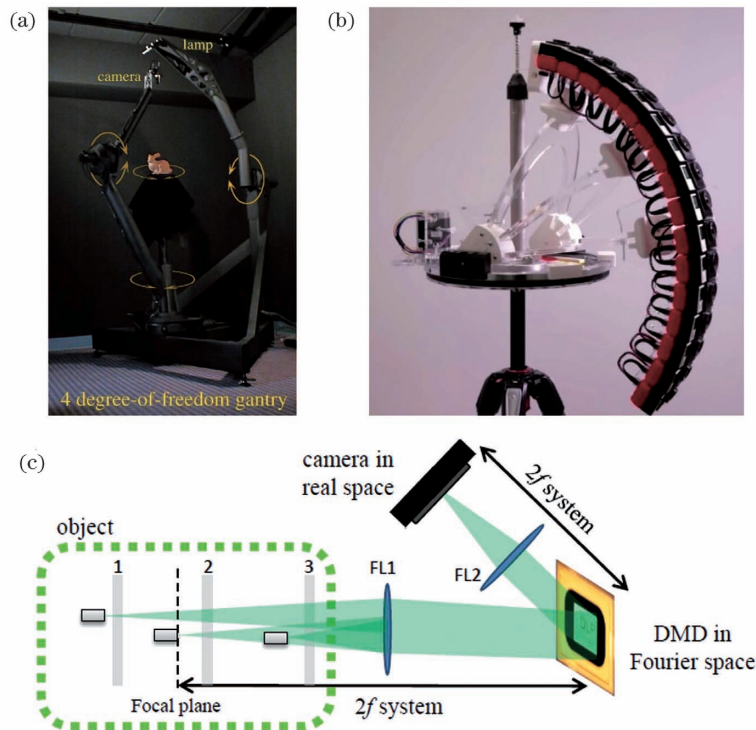


图 6 序列成像光场采集。(a)球坐标龙门架,其内臂通常装有探测器或相机,外臂通常装有光源或投影仪,物体位于中央平台上^[9]; (b)旋转式 $16 \times$ GoPro 阵列相机,可记录外向环境的全景光场^[28]; (c)孔径扫描式 $4f$ 系统,在 Fourier 空间中 使用 DMD 进行孔径扫描^[29-30],整个系统无机械运动

Fig. 6 Light field acquisition with sequence imaging. (a) Spherical gantry, in which the inner arm typically holds a detector or camera, the outer arm holds a light source or video projector, and the object sits on the central platform^[9]; (b) $16 \times$ GoPro rotating array of action sports cameras, which can record the panoramic light field of the outward environment^[28]; (c) aperture scanning $4f$ system without mechanical movement, which employs a DMD in Fourier space to scan the aperture^[29-30]

DMD(digital micromirror device)芯片。DMD 芯片的每个像素都是一个微反射镜,具有两种不同的偏摆角。计算机通过控制微反射镜的偏摆角来实现成像光路的通断控制。因此可以控制 DMD 芯片产生一个不断移动的小孔实现孔径扫描。

序列成像光场采集的优点是可以获得空间、角度分辨率都很高的光场数据,缺点也显而易见,即由于采集过程耗时较长,不适用于动态目标的快速光场采集。

3.2 相机阵列

为了提高光场采集的效率,可以令多个相机从不同的姿态同时成像,即可在很短的时间内完成光场数据记录。为了保证多个相机之间有效协作,通常将多个相机组合为相机阵列,如图 7 所示。图 7(a)为最常见的规则相机阵列,可以实时进行光场采集^[31-32]。图 7(b)为专门针对人体光场采集开发的体光场采集系统,通过高分辨相机和可编程光源的协作,采集的人体光场数据,可用于影视级视图渲染^[33]。图 7(c)

展示了基于相机阵列的光场显微镜,通过专有的光路组合和设计可实现显微视场下的光场采集^[34]。图 7(d)将微相机阵列集成为一个单独的模组,每个微相机具有不同的颜色滤波器,以此实现彩色光场成像,其在终端设备上有一定的应用潜力^[35]。

基于相机阵列的光场采集系统解决了光场采集的时间效率问题。但大部分的相机阵列体积较为庞大,硬件成本较高,电路控制和数据传输较复杂,这在一定程度上阻碍了其应用的推广。

3.3 光场相机

从硬件成本而言,单相机光场采集系统更有优势,但以序列成像的模式工作时,光场采集的时间效率是个硬伤。为了在系统成本和时间效率之间取得折中,研究者开发了一系列配合单相机使用的光场采集光路,基于单相机的单次成像实现了光场采集。图 8 展示了几种典型的折/反射光场相机,利用各种反射镜阵列对单相机的孔径进行分割,实现了光场采集^[36-38]。

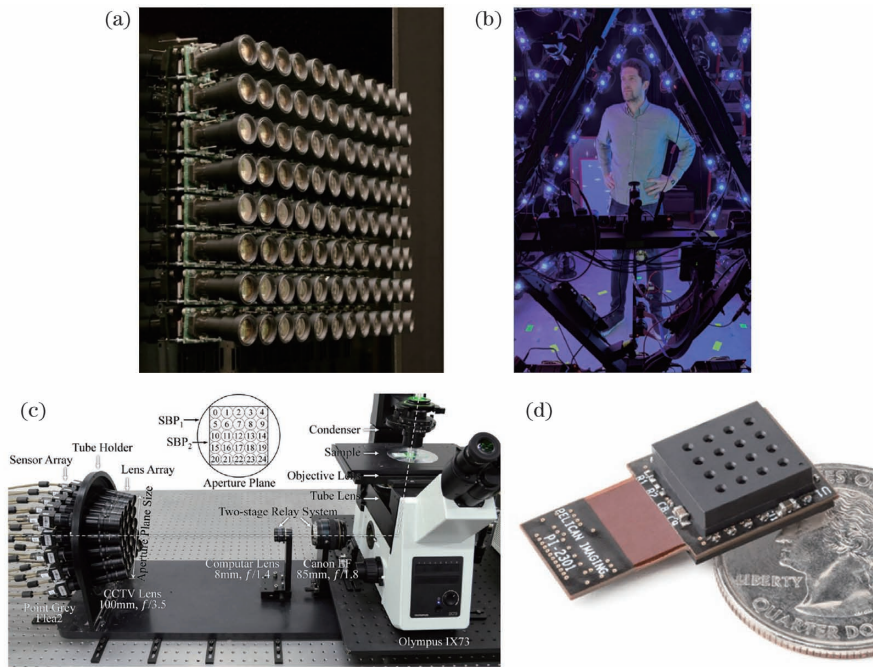


图 7 相机阵列光场采集。(a) 8×8 相机阵列实现实时光场采集^[31-32]；(b)用于全身光场采集的体光场采集系统，由 331 个可编程光源和 90 个高分辨率相机组成^[33]；(c) 5×5 相机阵列实现显微光场采集^[34]；(d)超薄单片相机阵列 PiCam，其中的 4×4 微相机阵列具有不同的颜色滤波器^[35]

Fig. 7 Light field capture with camera array. (a) A real-time light field recorder with 8×8 camera array^[31-32]；(b) a volumetric capture system for full-body light field capture, which comprises of 331 programmable light boards and 90 high-resolution cameras^[33]；(c) light field microscopy with 5×5 camera array^[34]；(d) PiCam, an ultra-thin high performance monolithic camera array, which consists of 4×4 micro-camera array with different color filters^[35]

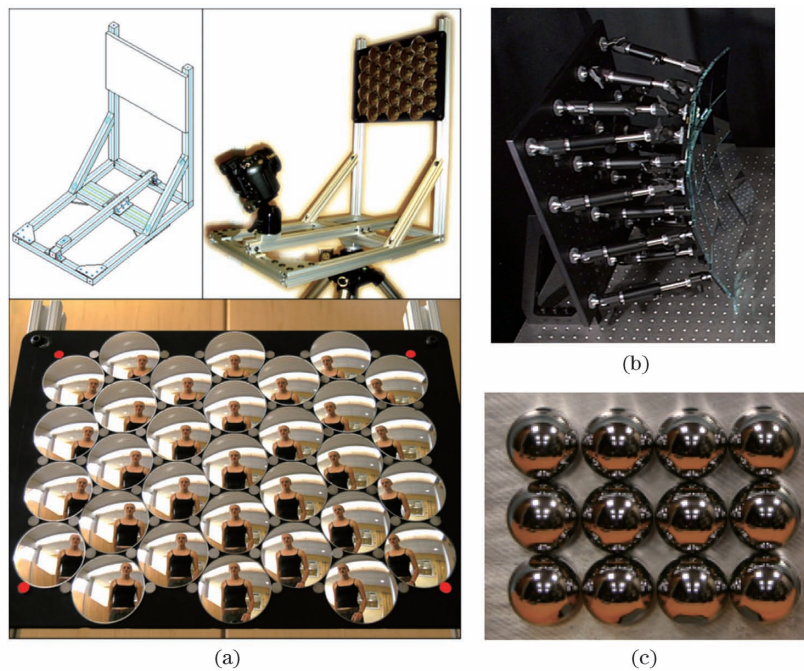


图 8 折/反射光场相机，利用单相机结合反射镜阵列实现光场采集。(a)小曲率球面镜阵列^[36]；(b)平面镜阵列^[37]；(c)大曲率球面镜阵列^[38]

Fig. 8 Catadioptric light field cameras, which capture light field by combining single camera and mirror array. (a) Mirror array with spherical mirrors of small curvature^[36]；(b) planar mirror array^[37]；(c) mirror array with spherical mirrors of large curvature^[38]

对相机孔径的分割也可以由微透镜阵列 (MLA) 实现, 微透镜阵列限定了系统的总孔径, 并将总孔径分割为若干子孔径, 阵列中的每个微透镜对应一个子孔径。这种基于微透镜阵列的成像方式

被称为集成成像^[15], 其基本成像原理如图 9(a) 所示。一个实用的集成成像镜头, 其中的每个微透镜可能需要与棱镜进行组合来实现视场的有效耦合^[39]。

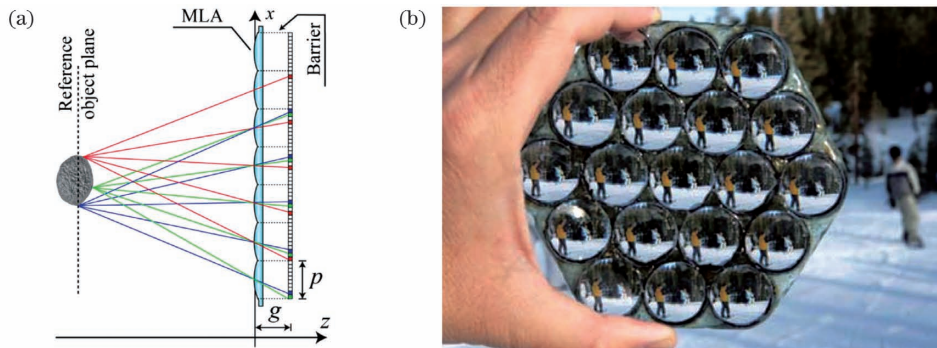


图 9 集成成像, 即利用微透镜阵列直接成像, 实现光场采集。(a) 集成成像的原理示意图^[15]; (b) 透镜-棱镜组合的集成成像镜头^[39]

Fig. 9 Integral imaging, which captures light field by direct imaging using the microlens array. (a) Schematic diagram of integral imaging^[15]; (b) integral imaging lens consisting of lens-prism pairs^[39]

更具颠覆性的光场相机结构是将微透镜阵列置于传统相机的主镜头和图像传感器之间, 由微透镜对主镜头孔径成像来实现孔径分割。此类相机统称为全光相机, 在不引起歧义的情况下也被直接称为光场相机。根据微透镜阵列轴向位置和自身结构的不同, 全光相机的光场成像机制和性能有所区别, 如图 10 所示^[40]。一代全光相机 (Plenoptic Camera 1.0) 将微透镜阵列放置于主镜头的像平面上, 而将图像传感器后移, 放置在微透镜阵列的焦平面上^[41]。微透镜将主镜头会聚的光重新发散, 然后记录在图像传感器上, 因此一代全光相机也被称为散焦型光场相机。此时相机记录的图像结构与图 2(b) 中的结构吻合, 每个微透镜发散形成的宏像素记录了会聚于该微透镜点的不同方向的光线。基于该设计, 先后推出了两

款商业化消费级全光相机 Lytro 和 Lytro Illum。由于缺乏明确的日常需求, Lytro 全光相机在商业上并不是一款成功的产品, 但却成功引爆了学术界的科研热情。二代全光相机 (Plenoptic Camera 2.0) 将微透镜阵列从主镜头像平面上前移或后移, 微透镜阵列对主镜头所成的像进行二次成像并记录在图像传感器上, 因此二代全光相机也被称为聚焦型全光相机^[42]。此时相机记录的图像是通过子孔径所成的局部视场图像阵列。二代全光相机的优点是具有更高的空间分辨率, 且可以通过改变微透镜阵列的焦距实现空间-角度分辨率的调整。如果允许微透镜阵列中的微透镜具有不同的焦距, 则可以进一步拓展全光相机的重聚焦范围^[43]。Raytrix 公司的全光相机即采用了二代全光相机结构。

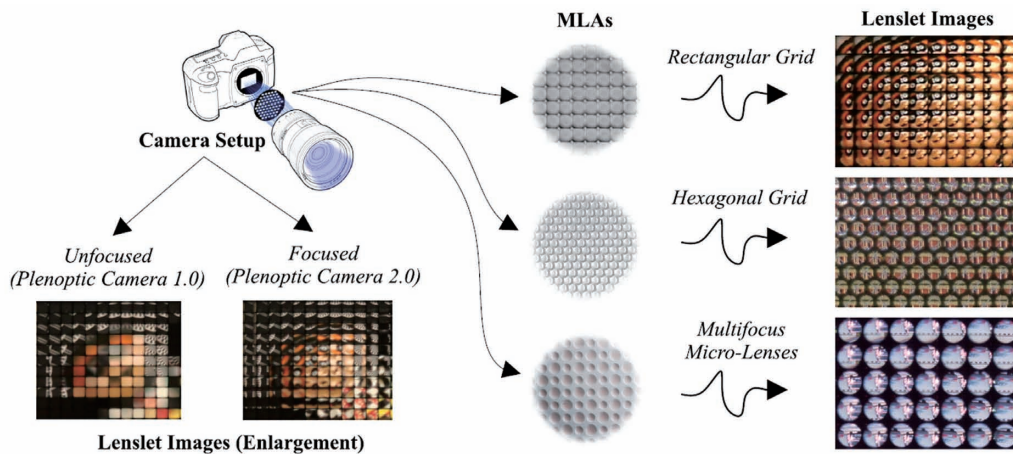


图 10 使用具有不同微透镜阵列配置的全光摄像机捕获的各种微透镜图像^[40]

Fig. 10 Various lenslet images captured using plenoptic cameras with different MLA configurations^[40]

光场相机具有便携、低成本的优点,但无论采用何种结构,光场相机的角度分辨率是通过牺牲其空间分辨率获得的。因此在使用光场相机时,应根据具体的需求对空间-角度分辨率进行合理权衡。必要的时候可以考虑进行角度超分辨或者空间超分辨的光场重建^[19]。

上述三类光场采集系统的特点对比如表 1 所示,在进行光场成像的研究时,可以根据具体的应用场景灵活选择不同的系统。不限制采集时间的前提下,序列成像系统具有最高的空间和角度分辨率,适用于对静态目标和场景进行高质量光场

采集的应用,例如文物的真三维建模、影视场景的三维重建等。相机阵列具有高的空间分辨率和采集效率,但角度分辨率受限于相机单元个数,且需要比较复杂的多相机同步和数据传输系统,硬件成本高,因此主要适用于需要精细观测动态目标且对成本不敏感的应用,例如动态人物精细建模、微小目标的动态观测与跟踪等。光场相机可以在一定程度上调整空间、角度分辨率,采集效率高,系统便携且成本较低,因此适用于需要系统本身灵活运动的应用,例如机器人视觉定位、便携式三维扫描等。

表 1 不同光场采集系统的特点

Table 1 Characteristics of different light field capture systems

System	Resolution	Efficiency	Cost
Sequential acquisition	Spatial: high; Angular: high	Low	Moderate
Camera array	Spatial: high; Angular: low	High	High
Light field camera	Spatial versus angular: tradeoff	High	Low

4 光场深度估计

经典成像仅记录光线在二维平面上的辐射强度分布,而光场成像额外记录了光线的方向信息,从而可以突破经典二维成像的限制,引入新的成像特性^[9,19]。例如,通过对光场的重建和渲染,可以实现数字重聚焦^[41,44-46]、视角合成^[41,47-49]、孔径合成^[37,44]等功能。四维光场信息携带了目标和场景的三维信息,通过对光场数据进行合理的建模和分析,可以挖掘其蕴藏信息来实现深度估计。光场深度估计主要是获取目标和场景的深度信息。从三维数据的角度看,对于每一个目标点 (X, Y, Z) ,深度估计就是获取目标点的 Z 坐标。应当注意的是,部分未进行公制标定的光场深度估计算法仅能够计算无量纲的深度值,其输出的 Z 坐标不具有绝对尺度,仅反映了相对深度。此类深度信息可以满足三维显示、目标分割等应用需求。

四维光场本质上包含了场景的多个视图,从而可以进行深度重建。与传统的基于立体视觉的方法相比,光场深度估计不需要进行相机标定,因此更便于在实际应用中进行数据采集。典型的光场深度估计流程是首先以特定算法估计初始深度图,然后使用全局优化或局部平滑算法来细化深度图^[19,50]。光场初始深度估计根据模型的不同主要分为两大类:基于多视点立体(MVS)的方法与基于极平面图(EPI)的方法。

4.1 基于多视点立体(MVS)的方法

如前所述,光场数据以子孔径图像阵列的方式表示时,每个子孔径图像相当于一个特定视角的视图。在朗伯表面假设下,不同视图中对应三维空间中同一个目标点的图像点具有相同的灰度/颜色,这些图像点即为各视图中的对应点。不同视图中对应点之间的像素坐标差值称为视差,根据立体视觉理论可以由视差恢复深度^[51-52],如图 11 所示。但在很

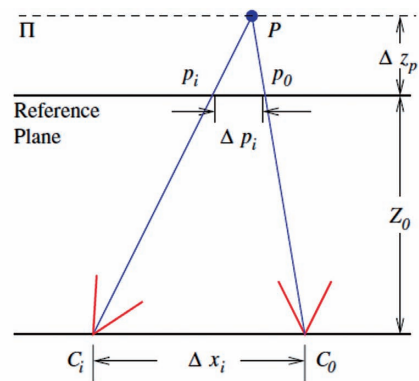


图 11 光场的平面视差^[51]。偏离参考平面的点 P 在两个不同视点 C_0, C_i 下所成的像中有不同的图像坐标 p_0, p_i 。二者之间的视差取决于视点之间的距离 Δx_i 以及点 P 的相对深度 $\Delta z_p / (\Delta z_p + Z_0)$

Fig. 11 Planar parallax for light field^[51]. A point P not on the reference plane has distinct images coordinates p_0, p_i in viewpoints C_0, C_i . The parallax between these two depends on the relative viewpoints displacement Δx_i and relative depth $\Delta z_p / (\Delta z_p + Z_0)$

多光场系统尤其是光场相机采集的光场数据中,相邻视图之间的基线很窄,其对应视差甚至不超过 1 pixel^[53],导致传统的立体匹配方法很难精确地估计视差。因此需要根据光场自身的特性引入约束条件以改善立体匹配的性能表现。

光线空间中三维直线的几何结构可用于改善光场的三角剖分和立体匹配。研究表明光场空间在很大程度上是双线性的,首先将双线性子空间映射为直线约束,然后进行约束 Delaunay 三角剖分,最后借助直线辅助的图分割算法将三维直线约束有效地编码为光场立体匹配^[53]。光场数据中各视图之间存在部分重叠,将每个视图作为矩阵行将会构造一个低秩矩阵,因此可以通过求解低秩最小化问题来进行图像匹配^[54]。构造高精度的代价函数有助于提高对应点的匹配精度。首先利用频域相移进行子孔径图像的亚像素平移,然后计算图像块的绝对差之和以及梯度差之和来构造代价函数,并以子孔径图像之间的对应特征作为附加约束进行多标签优

化,进而实现亚像素精度的视差估计^[55]。此外也可以定义多种代价度量函数,并采用基于学习的构架选择最优的代价度量函数来生成最优深度估计^[56]。

利用各种不同的线索作为约束也可以实现光场深度估计。基于光场的重聚焦特性,散焦线索成为最具代表性的深度估计约束。而基于聚焦/散焦的深度估计本质上和多视点立体是等价的^[57],因此本文将这一类光场深度估计方法归类于基于多视点立体的方法。在光场成像中,通过数字重聚焦操作可以实现对目标点的准确对焦,此时从目标点发出的不同方向的光线会聚到同一空间位置,对应的孔径基元图像即为该点在不同角度的辐亮度分布。对于朗伯表面,同一目标点在不同方向上(一定角度范围内)具有(近似)相同的辐亮度,因此其重聚焦后的孔径基元图像具有角度相干性,各像素的灰度值(基本)相等。进一步分析可知,角度相干性表现为光强一致性、深度一致性以及阴影一致性^[58],如图 12 所示。

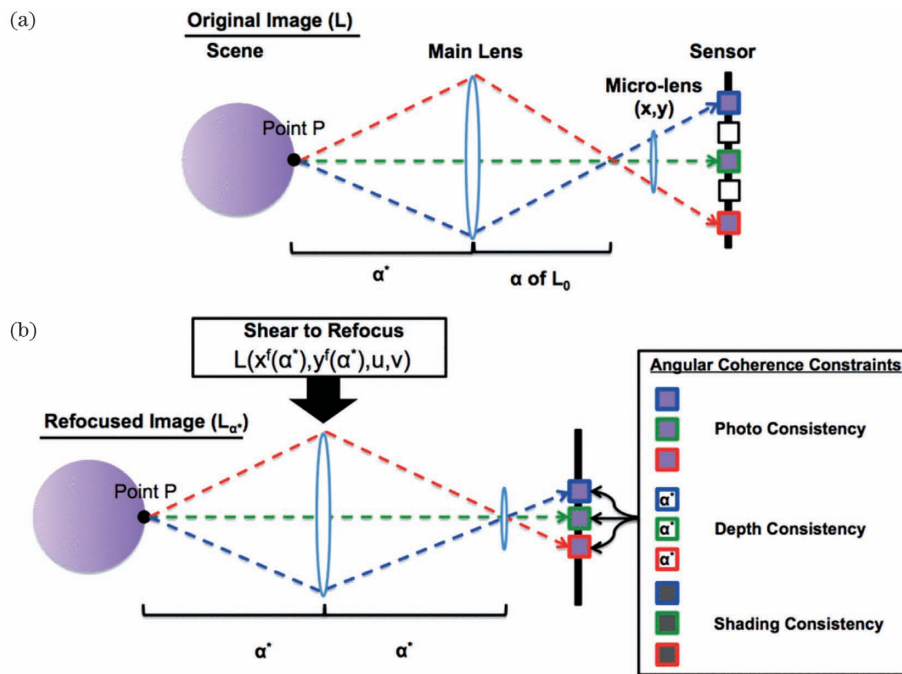


图 12 重聚焦与角度相干性^[58]。(a)原始光场图像,同一物点发出的不同方向的光线被记录在不同的宏像素中;(b)重聚焦后同一物点的光线被记录在同一宏像素中,宏像素内部的不同像素之间具有角度相干性,也即具有光强、深度和阴影的一致性

Fig. 12 Angular coherence and refocusing^[58]. (a) Original light field image, in which the rays of different directions from the identical point are recorded in different macro pixels; (b) after refocusing, the rays from the identical point are recorded in one macro pixel. Different pixels within one macro pixel exhibit angular coherence, that is, the consistency of light intensity, depth and shadow

从角度相干性出发,即可利用散焦线索实现光场深度估计。与基于视差和阴影的深度估计融合,可以得到细节更丰富的深度像^[58-60]。以聚焦面为中

心,非遮挡像素的光场焦栈随焦深的变换呈现出对称性,并以此为约束结合数据一致性度量可以实现对噪声和欠采样具有较高鲁棒性的深度估计^[61]。

基于朗伯假设和梯度约束将前景和背景分离并生成对应的二值图,通过对光场重新参数化不断累加二值图从而生成视差图^[62]。在密集散射介质中进行光场成像时,考虑介质的背向散射和吸收效应,需要在匹配和散焦线索的基础上引入基于传输的深度线索以改善深度估计的性能^[63]。如果采用结构光照明,利用结构光调制蕴含的角度相干性可实现较高精度的深度估计^[64-66]。

与经典的多视点立体成像相比,光场成像提供了大量的具有准连续视角变换的子孔径图像,从而为处理三维场景的遮挡、反光等传统难题提供了更多的解决途径。从光场数据出发,可以在视场范围内任意空间点处生成该点的孔径基元图像,这一思想最早应用于光场渲染,合成孔径基元图像的过程被定义为位于该点的表面相机成像的过程。在表面相机模型中引入颜色和距离的双边一致性度量(类似图像处理中双边滤波器的定义),可以区分物体表面和自由空间、纹理和非纹理区域、朗伯表面和镜面,改善遮挡边缘处的立体匹配^[67]。由于遮挡效应,物体的边缘点不再满足朗伯表面假设。经过分析,光强一致性在角度块的局部区域仍然存在,因此仍然可以作为深度估计的约束条件。此外,在角度域中局部光强一致性的分割线与空间域中的边缘具有相同的方向,将这一性质用于遮挡预测,可以避免在正则化过程中对边缘的过平滑处理^[68]。通过分析空间和角度之间的遮挡一致性,可以为每个候选遮挡点选择未遮挡的视图,从而构造抗遮挡能量函数来对深度图进行正则化^[69]。通过引入约束的角度熵来度量角度块中像素颜色的随机性,在遮挡区域引入约束的自适应散焦响应,可以同时提高对遮

挡和噪声的鲁棒性^[70]。

反光表面严重背离了朗伯表面光强一致性的假设,诸多经典的深度估计算法在处理反光面时通常难以获得满意的结果。通过建立新的线一致性度量模型能够更准确地描述视点变化对镜面反射的影响,从而为包含反光表面的场景提供更具鲁棒性的深度估计^[71]。虽然经典的双向反射分布函数(BRDF)不再适用于反光表面,对于仅依赖半角的单瓣 BRDF,仍然可以建立空间变化的 BRDF 不变方程来描述深度和法线的关系,进而用于反光表面的深度估计^[72]。

4.2 基于极平面图(EPI)的方法

双目立体视觉中常采用对极几何来对立体匹配和视差估计提供额外约束。在光场成像中,同样可以通过对极平面图的分析来辅助实现深度估计。极平面图的生成如图 13 所示,将四维光场数据整理为如图 2(a)所示的子孔径阵列图像的形式,然后将子孔径图像沿孔径的其中一个维度叠加形成三维光场体数据,并对三维光场体数据沿维度叠加的方向进行二维切片,即可获得对应方向的极平面图^[73]。极平面图能直接反映场景几何和反射性质,在一些特定的光场成像应用中别具优势^[74-75]。将极平面图的定义与图 3 所示的光场相空间二维切片的定义进行对比可以发现,极平面图本质上就是相空间二维切片的离散采样,相空间的剪切在极平面图中表现为线的倾斜。而相空间的剪切量与第二个平面的深度密切相关,因此极平面图中线的斜率与目标点的深度存在对应关系,基于极平面图的光场深度估计本质上依赖于极平面图中直线斜率的计算。

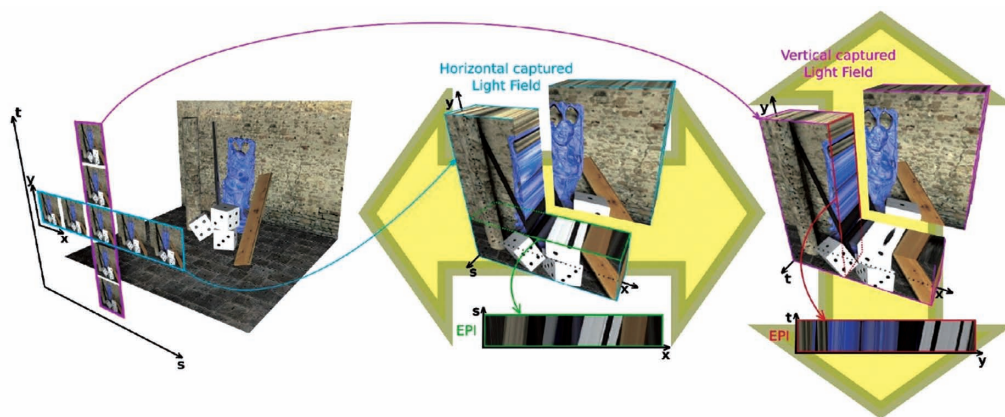


图 13 光场交叉视图和极平面图^[73]。在图像空间中水平切片可以生成水平极平面图;垂直切片可以生成垂直极平面图
Fig. 13 Visualization of a cross-structure light-field and EPIs^[73]. Horizontal light-field EPIs are obtained by slicing horizontally through the image volume, while vertical light-field EPIs are obtained by slicing vertically through the image volume

基于光场数据的特殊结构,可以将立体匹配问题表述为极平面图上的约束标记问题。同时考虑全局可见性约束,无须进行立体匹配即可为所有视图生成一致的深度图估计^[76-78]。基于极平面图的深度估计允许对单个光线进行计算,允许采用从细到粗的处理策略,因此能够更精细地保留对象轮廓,同时在缺乏细节的区域中进行平滑重建^[79]。考虑到光场相机采集的数据存在大量噪声和混叠,研究者提出一种旋转平行四边形算子,对极平面图进行区域划分,通过最大化区域的分布距离可以定位极平面图中的直线,从而减少遮挡和噪声对深度估计的影响^[80]。如果在光场成像时结合条纹投影照明,由于条纹携带的相位信息是连续的,基于相位能够更精确地计算极平面图中的斜率^[81-82]。

机器学习已广泛应用于各种光场成像技术,光场深度估计也不例外。相关工作主要是基于卷积神经网络(CNN)实现从极平面图到深度图的映射^[83-87],具体包括采用端到端映射^[83]、基于三维光场子集的编码-解码^[84]、细节修复网络^[85]、多角度输入和融合^[86-87]等不同的网络结构。压缩感知原理也被应用于光场深度估计。通过学习中心视图的结构并基于极平面图构建光场字典,确保字典中的每个原子对应唯一的视差。然后使用该词典对光场进行稀疏编码,由编码系数及其对应的原子视差可以得出准确而可靠的深度估计^[88]。

完整的光场深度估计算法不仅包含初始视差估计,还包含优化、后处理等环节,对最终结果而言,很难确定其中哪个环节影响最大。介于三维场景的复杂性,对光场深度估计算法的性能评估存在各种不同的数据库、评价标准和评估参数。各个文献中对不同算法的比较大多局限于几种相关算法在某些数据库、某些评价标准下的比较,不同的数据库和评价标准可能会导致算法性能出现较大的波动,没有哪一种算法在每个评价标准下都有出色表现^[50]。换句话说,面向具体的光场深度估计应用,算法的选择缺乏统一的标准,需要结合目标和场景的自身特点以及应用需求灵活选择。总体而言,光场深度估计算法的研究倾向于挑战一些开放性问题,包括:对遮挡的建模处理,对不连续表面的深度估计,对非朗伯表面的深度估计,根据场景选择深度估计算法,提高算法的时间效率等。

5 光场三维重建

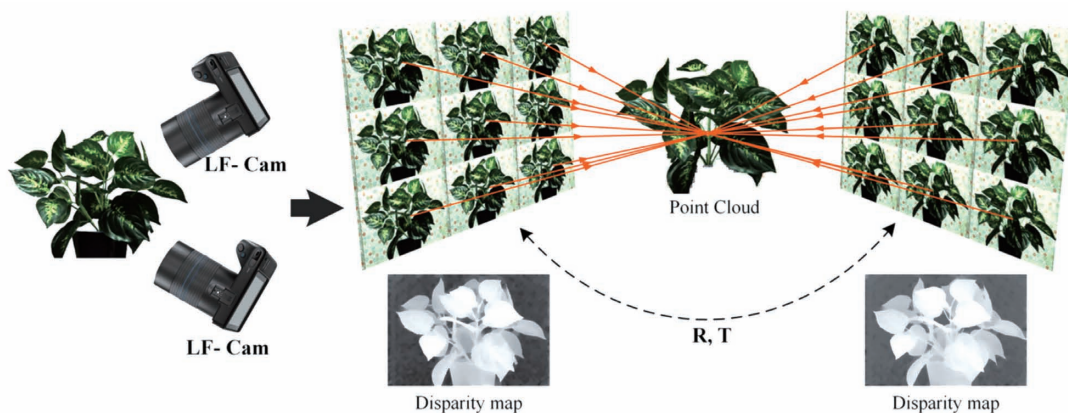
从三维数据的角度看,对于每一个目标点 $(X,$

$Y,Z)$,深度估计仅获得了目标点的 Z 坐标。但在三维定位、三维点云生成等偏重测量的应用中,则需要采用光场三维重建技术获得 (X,Y,Z) 真三维坐标,进而对三维数据进行定量分析和利用。光场三维重建与经典的双目、多视点三维重建具有共同的理论基础,本质上均基于三角化原理^[89],由三维空间中不同方向直线的交会计算其交点的三维坐标。根据光场成像过程中是否采用结构光照明,又可以分为被动光场三维重建和主动光场三维重建两大类。

5.1 被动光场三维重建

利用自然光或均匀光照条件下采集的光场图像进行三维重建,称为被动光场三维重建。典型技术为基于光场相机的运动恢复结构(SFM)技术。根据场景几何与光场结构之间的关系,以及基于 Plücker 光线坐标(空间直线可以由 Plücker 坐标直接表示,无须使用方程,简化了对直线相交、投影等几何约束的数学描述)的光场投影分析,可以得出描述光场相机之间的光线空间对应关系的线性约束。这些约束可以用于推断光场相机的相对姿势,从而实现场景的点云重构^[90]。点-光线、光线-直线、光线-平面三类光线流形的光线几何变换与光场姿态变化之间的关系,能够揭示光线如何通过两个光场之间的公共三维点。以此为基础从光线变换中提取光场相机外参,结合边缘保留立体匹配技术和光场光束平差技术,获得联合优化的光场相机姿态和场景几何形状^[91-92]。图 14 展示了基于光场相机的 SFM 中包含的基本要素^[91]。光场相机特有的多视点几何模型可以在完整的传感器分辨率下直接对微图像进行跟踪和映射,基于这种多视点几何模型发展的光场相机标定方法定义了从物体空间直接到传感器上微图像的投影,从而更鲁棒地估计相机内参。在此基础上可以实现基于光场相机的同时定位与地图构建(SLAM)^[93]。

在粒子图像测速^[94-96]、机器人视觉伺服^[97]、火焰场测量^[98]等光场三维成像应用中,为了实现精确的三维重建和姿态估计,建立适用的相机模型并进行精确标定尤为重要。面向光场成像的测量需求,陆续发展了一系列光场相机模型和标定技术,包括四维本征矩阵模型^[99-101]、等效相机阵列模型^[102-103]、薄棱镜结合多针孔相机模型^[104-105]、多项式映射模型^[106]等。一般情况下,光场相机主镜头的畸变不能忽略,大部分的相机标定方法中采用了与经典单镜头相机模型类似的径向畸变^[99-101,104-105]模型,并进

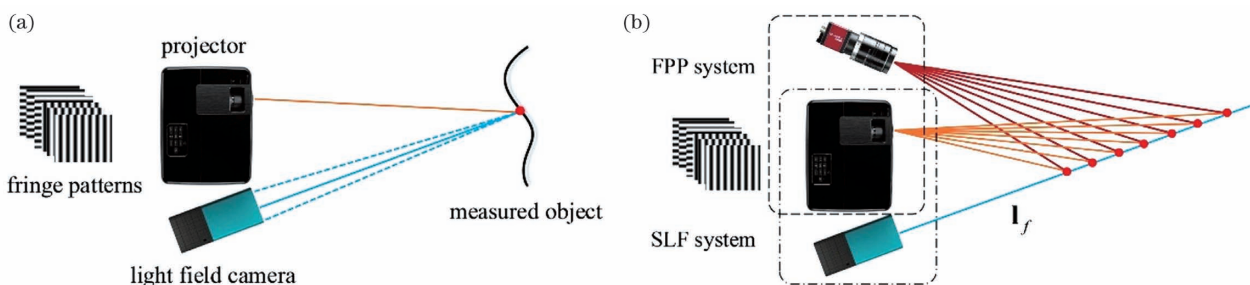
图 14 用于产生超高质量三维重建的光场三维扫描仪构架^[91]Fig. 14 Light field 3D scanner framework for producing ultra high quality 3D reconstruction^[91]

行了非线性优化。

5.2 主动光场三维重建

被动光场三维重建技术对环境无特殊要求,系统也较为简单,但对于弱纹理表面的重建结构不够理想。如果采用结构光照明技术向物体和场景的表面投射结构光,则可以无视表面自身的纹理而产生主动编码,从而改善三维重建的性能。主动光场三维重建最为典型的发展方向是与条纹投影技术结合^[81,107-111],利用条纹中蕴含的相位对光场进行编码,以充分利用相位编码所特有的鲁棒、连续、高数据密度等优点^[112]。

相位编码结构光场三维重建的基本系统结构如图 15(a)所示,通常由一个光场相机和一个用于进行条纹投影的数字投影仪构成^[109]。该系统的本质工作原理同样是三角化,但与被动光场三维重建不同,这里的三角化主要表现为光场相机与投影仪之间的光线交会。由于在三维重建时仅需要考虑单个光场相机和单个投影仪的交会,故可以灵活采用多种方式进行系统建模。例如,可以直接建立光场相机光线与三维信息的对应关系^[107,109],或对光场相机进行结构化建模^[111],甚至进行非结构化建模^[110]。

图 15 相位编码结构光场三维重建^[109]。(a)基本系统结构;(b)光线标定Fig. 15 3D reconstruction with phase-coded structured-light-field^[109]. (a) Basic system framework; (b) ray calibration

综上所述,无论是被动还是主动光场重建,本质上都是由光场中直线的交会来实现三维重建。区别在于,被动光场三维重建中的姿态估计和立体匹配均依赖于表面纹理,可靠性相对较差,因此通常需要采集较多组光场数据,利用数据冗余来提高三维重建的可靠性。其对应的三维重建算法大多借鉴经典的运动恢复结构技术,通过多条光场光线的交会来计算一个三维点,通过光场姿态与几何结构的联合优化来提高三维重建的精度;特色在于挖掘光场信息与空间几何结构之间的联系,为姿态估计和三维重建提供更多的约束。主动光场三维重建通常将光

场相机和数字投影仪视为一个固定结构,二者之间的姿态关系能够可靠地标定,可为结构光照明提供可靠的立体匹配特征,因此无须采集多组光场数据,直接利用单个光场的光线与投影仪光线的相交即可实现较高精度的三维重建。相较而言,结构光编码为主动光场三维重建提供了独立于表面纹理的可靠信息,使三维重建算法得到了简化。

6 结束语

光场成像拓展了经典光学成像的信息维度,为成像技术的提升和突破提供了更多的可能性,在计

算成像领域内受到了越来越多的关注。得益于光学技术、微纳技术的发展,仅在最近几年(2019—2021)就涌现出了基于消色差超透镜阵列的全彩色光场成像^[113-114]、基于光纤束的超细光场成像探头^[115]、基于散射编码的无透镜光场成像^[116]、基于透明石墨烯光电探测器堆栈的光场成像^[117]、基于 3D 打印堆垛结构的集成成像^[118]、基于双 DMD 色散补偿的编码孔径光场成像^[119]等一系列关于光场成像系统与机理研究的新进展。这些工作中提出的光场成像技术有望在生物显微、临床内窥、波前传感、虚拟/增强现实、无人驾驶等前沿领域得到应用。而由于采用了新技术和新器件,上述系统获得的光场数据,其数据质量、数据结构等必然有别于经典光场成像系统的数据,故也为光场信息处理带来了新的挑战。基于新颖光场成像系统的深度估计和三维重建是一个值得关注的问题。

光场深度估计严重依赖光场数据提供的连续视差空间,本质上源于光场成像的密集视点采样和高的角分辨率。直观地来讲,高光场角分辨率有利于深度估计。但是,从光场采集设备的角度看,更高的角度分辨率意味着更长的采集时间(对于序列采集)、更大规模的相机阵列或更低的空间分辨率(对于光场相机)。因此从硬件角度提高光场的角分辨率代价较高,对光场进行角度超分辨重建是一个更为可行的思路。相应地,高质量的深度图有助于产生更好的角度超分辨结果。因此可以考虑在共同框架中对深度估计和角度超分辨进行联合建模,通过联合优化同时获得高质量的深度图和超分辨的光场^[19]。

随着应用领域的扩大化和应用场景的复杂化,光场三维重建作为光场成像应用的底层支撑技术,其重要性日益凸显。其中基于光场相机的三维重建技术,由于空间分辨率相对较低,在视点合成和三维显示等面向人眼展示的应用中并不具有优势。然而在诸如视觉伺服、SLAM、质量控制等基于测量的应用中,更注重的是三维点云或姿态定位的几何精度,光场相机低空间分辨率的影响相对较小。发展基于光场相机的三维重建技术,必要时辅以结构光照明,提高光场三维重建的精度和速度,必将更好地推动光场相机的普及应用。

参 考 文 献

- [1] Lam E Y. Computational photography with plenoptic camera and light field capture: tutorial[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2015, 32(11): 2021-2032.
- [2] Zhou C Y, Nayar S K. Computational cameras: convergence of optics and processing [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(12): 3322-3340.
- [3] Mendlovic D. Toward a super imaging system [J]. Applied Optics, 2013, 52(4): 561-566.
- [4] Mait J N, Euliss G W, Athale R A. Computational imaging [J]. Advances in Optics and Photonics, 2018, 10(2): 409-483.
- [5] Shao X P, Liu F, Li W, et al. Latest progress in computational imaging technology and application [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2020, 57(2): 020001.
邵晓鹏, 刘飞, 李伟, 等. 计算成像技术及应用最新进展 [J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(2): 020001.
- [6] Wang F, Wang H, Bian Y M, et al. Applications of deep learning in computational imaging [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(1): 0111002.
王飞, 王昊, 卞耀明, 等. 深度学习在计算成像中的应用 [J]. 光学学报, 2020, 40(1): 0111002.
- [7] Ji X Y. Coded photography [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(1): 0111012.
季向阳. 编码摄影 [J]. 光学学报, 2020, 40(1): 0111012.
- [8] Zuo C, Feng S J, Zhang X Y, et al. Deep learning based computational imaging: status, challenges, and future [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(1): 0111003.
左超, 冯世杰, 张翔宇, 等. 深度学习下的计算成像: 现状、挑战与未来 [J]. 光学学报, 2020, 40(1): 0111003.
- [9] Levoy M. Light fields and computational imaging [J]. Computer, 2006, 39(8): 46-55.
- [10] Ihrke I, Restrepo J, Mignard-Debise L. Principles of light field imaging: briefly revisiting 25 years of research [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2016, 33(5): 59-69.
- [11] Zhu H, Wang Q, Yu J Y. Light field imaging: models, calibrations, reconstructions, and applications [J]. Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering, 2017, 18(9): 1236-1249.
- [12] Fang L, Dai Q H. Computational light field imaging [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(1): 0111001.
方璐, 戴琼海. 计算光场成像 [J]. 光学学报, 2020, 40(1): 0111001.
- [13] Prevedel R, Yoon Y G, Hoffmann M, et al. Simultaneous whole-animal 3D imaging of neuronal activity using light-field microscopy [J]. Nature

- Methods, 2014, 11(7): 727-730.
- [14] Marrugo A G, Gao F, Zhang S. State-of-the-art active optical techniques for three-dimensional surface metrology: a review [J]. Journal of the Optical Society of America A, 2020, 37(9): B60-B77.
- [15] Martínez-Corral M, Javidi B. Fundamentals of 3D imaging and displays: a tutorial on integral imaging, light-field, and plenoptic systems [J]. Advances in Optics and Photonics, 2018, 10(3): 512-566.
- [16] Chen N, Zuo C, Lam E Y, et al. 3D imaging based on depth measurement technologies [J]. Sensors, 2018, 18(11): 3711-3749.
- [17] Nie Y F, Xiangli B, Zhou Z L. Advances in light field photography technique [J]. Journal of the Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, 2011, 28(5): 563-572.
聂云峰, 相里斌, 周志良. 光场成像技术进展 [J]. 中国科学院研究生院学报, 2011, 28(5): 563-572.
- [18] Zhang C, Liu F, Hou G Q, et al. Light field photography and its application in computer vision [J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(3): 263-281.
张驰, 刘菲, 侯广琦, 等. 光场成像技术及其在计算机视觉中的应用 [J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(3): 263-281.
- [19] 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.
- [20] Gershun A. The light field [J]. Journal of Mathematics and Physics, 1939, 18(1/2/3/4): 51-151.
- [21] 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: MIT Press, 1991: 3-20.
- [22] McMillan L, Bishop G. Plenoptic modeling: an image-based rendering system [C] // Proceedings of the 22nd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques-SIGGRAPH '95, September 15, 1995, New York, NY, United States. New York: ACM Press, 1995: 39-46.
- [23] Levoy M, Hanrahan P. Light field rendering [C] // Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques-SIGGRAPH'96, August 1, 1996, New York, NY, United States. New York: ACM Press, 1996: 31-42.
- [24] Stern A, Javidi B. Ray phase space approach for 3-D imaging and 3-D optical data representation [J]. Journal of Display Technology, 2005, 1(1): 141-150.
- [25] Ng R. Digital light field photography [D]. Stanford: Stanford University, 2006.
- [26] Hecht E. Optics [M]. 5th ed. Boston: Addison-Wesley, 2016.
- [27] Hartley R, Zisserman A. Multiple view geometry in computer vision [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [28] Overbeck R S, Erickson D, Evangelakos D, et al. A system for acquiring, processing, and rendering panoramic light field stills for virtual reality [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2018, 37(6): 1-19.
- [29] Waller L, Situ G, Fleischer J W. Phase-space measurement and coherence synthesis of optical beams [J]. Nature Photonics, 2012, 6(7): 474-479.
- [30] Liu H Y, Jonas E, Tian L, et al. 3D imaging in volumetric scattering media using phase-space measurements [J]. Optics Express, 2015, 23(11): 14461-14471.
- [31] Yang J C, Everett M, Buehler C, et al. A real-time distributed light field camera [M] // Debevec P, Gibson S. Eurographics workshop on rendering. Geneva: The Eurographics Association, 2002: 77-86.
- [32] 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.
- [33] Guo K W, Lincoln P, Davidson P, et al. The relightables [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2019, 38(6): 1-19.
- [34] Lin X, Wu J, Zheng G, et al. Camera array based light field microscopy [J]. Biomedical Optics Express, 2015, 6(9): 3179-3189.
- [35] Venkataraman K, Lelescu D, Duparré J, et al. PiCam: an ultra-thin high performance monolithic camera array [J]. ACM Transactions on Graphics, 2013, 32(6): 1-13.
- [36] Lanman D, Crispell D, Wachs M, et al. Spherical catadioptric arrays: construction, multi-view geometry, and calibration [C] // Third International Symposium on 3D Data Processing, Visualization, and Transmission (3DPVT'06), June 14-16, 2006, Chapel Hill, NC, USA. New York: IEEE Press, 2006: 81-88.
- [37] Levoy M, Chen B, Vaish V, et al. Synthetic aperture confocal imaging [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2004, 23(3): 825-834.
- [38] Taguchi Y, Agrawal A, Veeraraghavan A, et al. Axialcones: modeling spherical catadioptric cameras for wide-angle light field rendering [C] // ACM SIGGRAPH Asia 2010 Papers on-SIGGRAPH ASIA'10, December 15-18, 2010, Seoul, South Korea. New

- York: ACM Press, 2010: 1-8.
- [39] Georgiev T, Zheng K C, Curless B, et al. Spatio-angular resolution tradeoffs in integral photography [M]//Akenine-Moller T, Heidrich W. Symposium on rendering. Geneva: The Eurographics Association, 2006: 263-272.
- [40] Conti C, Soares L D, Nunes P. Dense light field coding: a survey[J]. IEEE Access, 2020, 8: 49244-49284.
- [41] Ng R, Levoy M, Brédif M, et al. Light field photography with a hand-held plenoptic camera[R]. Stanford: Stanford Technical Report CTSR, 2005.
- [42] Lumsdaine A, Georgiev T. The focused plenoptic camera[C]//2009 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), April 16-17, 2009, San Francisco, CA, USA. New York: IEEE Press, 2009: 1-8.
- [43] Georgiev T, Lumsdaine A. The multifocus plenoptic camera [J]. Proceedings of SPIE, 2012, 8299: 829908.
- [44] Isaksen A, McMillan L, Gortler S J. Dynamically reparameterized light fields [C]//Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques - SIGGRAPH'00, July 1, 2000, New York, NY, United States. New York: ACM Press, 2000: 297-306.
- [45] Ng R. Fourier slice photography [C]//ACM SIGGRAPH 2005 Papers on - SIGGRAPH '05, July 31-August 4, 2005, Los Angeles, California. New York: ACM Press, 2005: 735-744.
- [46] Georgiev T G, Lumsdaine A. Focused plenoptic camera and rendering [J]. Journal of Electronic Imaging, 2010, 19(2): 021106.
- [47] Pujades S, Devernay F, Goldluecke B. Bayesian view synthesis and image-based rendering principles [C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 3906-3913.
- [48] Kalantari N K, Wang T C, Ramamoorthi R. Learning-based view synthesis for light field cameras [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2016, 35(6): 1-10.
- [49] Mildenhall B, Srinivasan P P, Ortiz-Cayon R, et al. Local light field fusion [J]. ACM Transactions on Graphics, 2019, 38(4): 1-14.
- [50] Johannsen O, Honauer K, Goldluecke B, et al. A taxonomy and evaluation of dense light field depth estimation algorithms [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 1795-1812.
- [51] Vaish V, Wilburn B, Joshi N, et al. Using plane + parallax for calibrating dense camera arrays [C]//Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2004. CVPR 2004, June 27-July 2, 2004, Washington, DC, USA. New York: IEEE Press, 2004: 2-9.
- [52] Seitz S M, Curless B, Diebel J, et al. A comparison and evaluation of multi-view stereo reconstruction algorithms [C]//2006 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06), June 17-22, 2006, New York, NY, USA. New York: IEEE Press, 2006: 519-528.
- [53] Yu Z, Guo X Q, Ling H B, et al. Line assisted light field triangulation and stereo matching [C]//2013 IEEE International Conference on Computer Vision, December 1-8, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE Press, 2013: 2792-2799.
- [54] Heber S, Pock T. Shape from light field meets robust PCA [C]//Fleet D, Pajdla T, Schiele B, et al. Computer Vision-ECCV 2014. Lecture notes in computer science. Cham: Springer, 2014, 8694: 751-767.
- [55] Jeon H G, Park J, Choe G, et al. Accurate depth map estimation from a lenslet light field camera [C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. Washington, D. C.: OSA, 2015: 1547-1555.
- [56] Jeon H G, Park J, Choe G, et al. Depth from a light field image with learning-based matching costs [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 41(2): 297-310.
- [57] Schechner Y Y, Kiryati N. Depth from defocus vs. stereo: how different really are they? [J]. International Journal of Computer Vision, 2000, 39(2): 141-162.
- [58] Tao M W, Srinivasan P P, Hadap S, et al. Shape estimation from shading, defocus, and correspondence using light-field angular coherence [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(3): 546-560.
- [59] Tao M W, Hadap S, Malik J, et al. Depth from combining defocus and correspondence using light-field cameras [C]//2013 IEEE International Conference on Computer Vision, December 1-8, 2013, Sydney, NSW, Australia. New York: IEEE Press, 2013: 673-680.
- [60] Tao M W, Srinivasan P P, Malik J, et al. Depth

- from shading, defocus, and correspondence using light-field angular coherence [C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 1940-1948.
- [61] Lin H T, Chen C, Kang S B, et al. Depth recovery from light field using focal stack symmetry[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), December 7-13, 2015, Santiago, Chile. New York: IEEE Press, 2015: 3451-3459.
- [62] Lee J Y, Park R H. Depth estimation from light field by accumulating binary maps based on foreground-background separation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2017, 11(7): 955-964.
- [63] Tian J D, Murez Z, Cui T, et al. Depth and image restoration from light field in a scattering medium[C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), October 22-29, 2017, Venice, Italy. Washington, D.C.: OSA, 2017: 2401-2410.
- [64] Cai Z, Liu X, Pedrini G, et al. Accurate depth estimation in structured light fields [J]. Optics Express, 2019, 27(9): 13532-13546.
- [65] Cai Z W, Pedrini G, Osten W, et al. Single-shot structured-light-field three-dimensional imaging [J]. Optics Letters, 2020, 45(12): 3256-3259.
- [66] Cai Z, Liu X, Pedrini G, et al. Light-field depth estimation considering plenoptic imaging distortion [J]. Optics Express, 2020, 28(3): 4156-4168.
- [67] Chen C, Lin H T, Yu Z, et al. Light field stereo matching using bilateral statistics of surface cameras [C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 1518-1525.
- [68] 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.
- [69] 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.
- [70] 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.
- [71] Tao M W, Su J C, Wang T C, et al. Depth estimation and specular removal for glossy surfaces using point and line consistency with light-field cameras[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(6): 1155-1169.
- [72] Wang T C, Chandraker M, Efros A A, et al. SVBRDF-invariant shape and reflectance estimation from a light-field camera[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2018, 40(3): 740-754.
- [73] Diebold M, Blum O, Gutsche M, et al. Light-field camera design for high-accuracy depth estimation[J]. Proceedings of SPIE, 2015, 9528: 952803.
- [74] 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.
- [75] Wanner S, Fehr J, Jähne B. Generating EPI representations of 4D light fields with a single lens focused plenoptic camera [M]//Bebis G, Boyle R, Parvin B, et al. Advances in visual computing. Lecture notes in computer science. Heidelberg: Springer, 2011, 6938: 90-101.
- [76] Wanner S, Goldluecke B. Globally consistent depth labeling of 4D light fields[C]//2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 16-21, 2012, Providence, RI, USA. New York: IEEE Press, 2012: 41-48.
- [77] Tomic I, Berkner K. Light field scale-depth space transform for dense depth estimation[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA. New York: IEEE Press, 2014: 441-448.
- [78] 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.
- [79] Kim C, Zimmer H, Pritch Y, et al. Scene reconstruction from high spatio-angular resolution light fields [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2013, 32(4): 1-12.
- [80] 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.
- [81] Cai Z W, Liu X L, Pedrini G, et al. Structured-light-field 3D imaging without phase unwrapping [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2020, 129: 106047.
- [82] Liu L, Xiang S, Deng H P, et al. Fast geometry estimation for phase-coding structured light field [C]//2020 IEEE International Conference on Visual Communications and Image Processing (VCIP), December 1-4, 2020, Macao, China. New York:

- IEEE Press, 2020: 124-127.
- [83] Heber S, Pock T. Convolutional networks for shape from light field [C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 3746-3754.
- [84] Heber S, Yu W, Pock T. Neural EPI-volume networks for shape from light field [C] // 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 2271-2279.
- [85] Wu G C, Zhao M D, Wang L Y, et al. Light field reconstruction using deep convolutional network on EPI [C] // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 1638-1646.
- [86] Shin C, Jeon H G, Yoon Y, et al. EPINET: a fully-convolutional neural network using epipolar geometry for depth from light field images [C] // 2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 18-23, 2018, Salt Lake City, UT, USA. New York: IEEE Press, 2018: 4748-4757.
- [87] Wang X, Tao C, Wu R, et al. Light-field-depth-estimation network based on epipolar geometry and image segmentation [J]. *Journal of the Optical Society of America A, Optics, Image Science, and Vision*, 2020, 37(7): 1236-1243.
- [88] Johannsen O, Sulc A, Goldluecke B. What sparse light field coding reveals about scene structure [C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 3262-3270.
- [89] Hartley R I, Sturm P. Triangulation [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1997, 68(2): 146-157.
- [90] Johannsen O, Sulc A, Goldluecke B. On linear structure from motion for light field cameras [C] // 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), December 7-13, 2015, Santiago, Chile. New York: IEEE Press, 2015: 720-728.
- [91] Zhang Y L, Li Z, Yang W, et al. The light field 3D scanner [C] // 2017 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), May 12-14, 2017, Stanford, CA, USA. New York: IEEE Press, 2017: 1-9.
- [92] Zhang Y L, Yu P H, Yang W, et al. Ray space features for plenoptic structure-from-motion [C] // 2017 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV), October 22-29, 2017, Venice, Italy. New York: IEEE Press, 2017: 4641-4649.
- [93] Zeller N, Quint F, Stilla U. From the calibration of a light-field camera to direct plenoptic odometry [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2017, 11(7): 1004-1019.
- [94] Fahringer T W, Lynch K P, Thurow B S. Volumetric particle image velocimetry with a single plenoptic camera [J]. *Measurement Science and Technology*, 2015, 26(11): 115201.
- [95] Hall E M, Thurow B S, Guildenbecher D R. Comparison of three-dimensional particle tracking and sizing using plenoptic imaging and digital in-line holography [J]. *Applied Optics*, 2016, 55(23): 6410-6420.
- [96] Shi S X, Ding J F, New T H, et al. Light-field camera-based 3D volumetric particle image velocimetry with dense ray tracing reconstruction technique [J]. *Experiments in Fluids*, 2017, 58(7): 1-16.
- [97] Tsai D, Dansereau D G, Peynot T, et al. Image-based visual servoing with light field cameras [J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2017, 2(2): 912-919.
- [98] Sun J, Hossain M M, Xu C L, et al. A novel calibration method of focused light field camera for 3-D reconstruction of flame temperature [J]. *Optics Communications*, 2017, 390: 7-15.
- [99] Dansereau D G, Pizarro O, Williams S B. Decoding, calibration and rectification for lenselet-based plenoptic cameras [C] // 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 23-28, 2013, Portland, OR, USA. New York: IEEE Press, 2013: 1027-1034.
- [100] Monteiro N B, Marto S, Barreto J P, et al. Depth range accuracy for plenoptic cameras [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2018, 168: 104-117.
- [101] Zhang Q, Zhang C P, Ling J B, et al. A generic multi-projection-center model and calibration method for light field cameras [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2019, 41(11): 2539-2552.
- [102] Hahne C, Aggoun A, Haxha S, et al. Light field geometry of a standard plenoptic camera [J]. *Optics Express*, 2014, 22(22): 26659-26673.
- [103] Hahne C, Aggoun A, Velisavljevic V, et al. Baseline and triangulation geometry in a standard plenoptic camera [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2018, 126(1): 21-35.
- [104] Bok Y, Jeon H, Kweon I S. Geometric calibration of micro-lens-based light field cameras using line features [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(2): 287-300.

- [105] Zhou P, Cai W J, Yu Y L, et al. A two-step calibration method of lenslet-based light field cameras [J]. *Optics and Lasers in Engineering*, 2019, 115: 190-196.
- [106] Hall E M, Fahringer T W, Guildenbecher D R, et al. Volumetric calibration of a plenoptic camera [J]. *Applied Optics*, 2018, 57(4): 914-923.
- [107] Cai Z W, Liu X L, Peng X, et al. Structured light field 3D imaging [J]. *Optics Express*, 2016, 24(18): 20324-20334.
- [108] Cai Z W, Liu X L, Chen Z Z, et al. Light-field-based absolute phase unwrapping [J]. *Optics Letters*, 2018, 43(23): 5717-5720.
- [109] Cai Z W, Liu X L, Peng X, et al. Ray calibration and phase mapping for structured-light-field 3D reconstruction [J]. *Optics Express*, 2018, 26(6): 7598-7613.
- [110] Cai Z W, Liu X L, Tang Q J, et al. Light field 3D measurement using unfocused plenoptic cameras [J]. *Optics Letters*, 2018, 43(15): 3746-3749.
- [111] Cai Z W, Liu X L, Pedrini G, et al. Unfocused plenoptic metric modeling and calibration [J]. *Optics Express*, 2019, 27(15): 20177-20198.
- [112] Yin Y K, Zhang Z H, Liu X L, et al. Review of the system model and calibration for fringe projection profilometry [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(3): 0303008.
- 殷永凯, 张宗华, 刘晓利, 等. 条纹投影轮廓术系统模型与标定综述 [J]. *红外与激光工程*, 2020, 49(3): 0303008.
- [113] Lin R J, Su V C, Wang S M, et al. Achromatic metalens array for full-colour light-field imaging [J]. *Nature Nanotechnology*, 2019, 14(3): 227-231.
- [114] Fan Z B, Qiu H Y, Zhang H L, et al. A broadband achromatic metalens array for integral imaging in the visible [J]. *Light: Science & Applications*, 2019, 8(1): 67.
- [115] Orth A, Ploschner M, Wilson E R, et al. Optical fiber bundles: ultra-slim light field imaging probes [J]. *Science Advances*, 2019, 5(4): eaav1555.
- [116] Cai Z, Chen J, Pedrini G, et al. Lensless light-field imaging through diffuser encoding [J]. *Light, Science & Applications*, 2020, 9: 143.
- [117] Lien M B, Liu C H, Chun I Y, et al. Ranging and light field imaging with transparent photodetectors [J]. *Nature Photonics*, 2020, 14(3): 143-148.
- [118] Zhu J, Lao C S, Chen T N, et al. 3D-printed woodpile structure for integral imaging and invisibility cloaking [J]. *Materials & Design*, 2020, 191: 108618.
- [119] Liu J D, Zaouter C, Liu X L, et al. Coded-aperture broadband light field imaging using digital micromirror devices [J]. *Optica*, 2021, 8(2): 139-142.

3D Imaging Using Geometric Light Field: A Review

Yin Yongkai^{1*}, Yu Kai¹, Yu Chunzhan¹, Bai Xuechun¹, Cai Zewei², Meng Xiangfeng¹,
Yang Xiulun¹

¹ School of Information Science and Engineering, Shandong University, Qingdao, Shandong 266237, China;

² School of Electronic and Optical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China

Abstract

Significance Light field imaging expands classical optical imaging and provides possibilities for advancement in imaging technology. It has continued to become a major research interest in the field of computational imaging. While, objects and scenes in nature are all three-dimensional (3D) entities, and traditional imaging systems only record two-dimensional (2D) images. From geometry, traditional imaging is equivalent to the 2D projection on the image plane of a 3D object in space. Therefore, the depth information is lost during projection. To restore the object, or perform quantitative analysis on the shape, position, and internal structure of the object, we reconstruct the missing depth information and 3D structure from the 2D images. This process and related techniques are referred to as 3D imaging and have become an essential support technique with applications in areas such as biological imaging, industrial inspection, automatic navigation, and virtual reality. Among several methods for 3D imaging, light field imaging is a major approach.

Progress This paper introduces the basic theory of light field while reviewing common systems for light field

capture. Key techniques and typical works in light field 3D imaging according to the categorization are discussed. For emphasis, this paper limits its discussion to geometric optics, thus only paying attention to the intensity distribution of rays in 3D space, i. e., the geometric light field. A light field refers to the distribution of radiance carried by rays in 3D space. For monochromatic and static cases, a light field is described using a five-dimensional (5D) plenoptic function. Since radiance remains unchanged along a ray unless blocked, the 5D function reduces to four-dimensional (4D) function in free space. The major challenge choosing a representation for the 4D light field is parameterizing the space of oriented rays. The most common model parameterizes rays using their intersections with two parallel planes (Fig. 1). The advantages of this representation are that planes can be placed at infinity, and then rays are parameterized by a position and a direction, which is called the parameter/state space of rays. A point in the state space corresponds to a ray in the light field; therefore, phase space (also referred to as ray space) is used to represent the light field (Fig. 3).

From the definition of a light field, we need to record different ray directions passing through any point in 3D space. During imaging using an ordinary camera, only the ray of one direction for each point can be recorded. Therefore, an ordinary camera used in the light field capturing should expand in dimensions such as time, space, and aperture to record rays from multiple directions. Three systems emerge from this (Table 1). They include sequential acquisition (Fig. 6), camera array (Fig. 7), and light field camera (Figs. 8–10). For research in light field imaging, different systems are flexibly selected according to a specific application.

The light field carries 3D information of the object and scene. Thus, 3D imaging is realized by modeling and processing the light field data. 3D light field imaging techniques are summarized into two categories: the light field depth estimation and the light field 3D reconstruction. The light field depth estimation obtains the depth (near or far) information about the object. A typical process of light field depth estimation starts with estimating the initial depth map with the appropriate algorithm, and then employing a global optimization or local smoothing algorithm to refine the depth map. The initial depth estimation for a light field is divided into two categories according to the different mechanisms: the method using multi-view stereo (MVS) (Figs. 11–12) and the method using the epipolar plane image (EPI) (Fig. 13). Generally, research on light field depth estimation tends to solve some open problems, e. g., modeling, processing of occlusion, depth estimation of discontinuous surfaces, depth estimation of non-Lambert surfaces, selecting algorithms for depth estimation according to the application, and improving the time efficiency of the algorithm.

When applied to measurements, such as 3D positioning and 3D point cloud generation, light field 3D reconstruction is used to obtain the true 3D coordinates. Note that light field 3D reconstruction follows the same theoretical basis as classical binocular and multiview 3D reconstruction, which is hinged on the principle of triangulation. The 3D coordinates are calculated from the intersection of rays in different directions in the 3D space. The light field 3D reconstruction can be divided into active (Fig. 14) and passive (Fig. 15) approaches according to whether the structured illumination is exploited.

Conclusions and Prospect Benefiting from the development of photonic and micronano techniques, a series of progress in the research of light field imaging systems and mechanisms has emerged recently. Due to the adoption of new techniques and devices, the quality and structure of the light field data obtained by the new systems are inevitably different from those of traditional systems, which bring new challenges to light field information processing. Depth estimation and 3D reconstruction using a novel light field imaging system are problems worthy of attention. The light field 3D imaging is the support technique for light field imaging. With the scope extension and complex increase in applications, the importance of light field 3D imaging has become increasingly prominent.

Key words computational imaging; light field imaging; 3D imaging; light field camera; plenoptic function; epipolar plane image

OCIS codes 110.1758; 110.6880; 150.6910