

# 聚焦型光场相机等效多相机模型及其运动恢复结构应用

刘青松<sup>1,2</sup>, 谢晓方<sup>1\*</sup>, 张炬喆<sup>2</sup>, 田瑜<sup>3</sup>, 许晓军<sup>2</sup>

<sup>1</sup>海军航空大学, 山东 烟台 264001;

<sup>2</sup>国防科技大学前沿交叉学科学院, 湖南 长沙 410073;

<sup>3</sup>国防科技大学计算机学院, 湖南 长沙 410073

**摘要** 聚焦型光场相机在运动恢复结构(SFM)和场景重建等领域中的作用日益显现。但是传统 SFM 算法因聚焦型光场相机具有特殊的结构而难以直接应用。针对这一问题, 提出一种完整的聚焦型光场相机等效多目相机模型。在此基础上, 利用传统多目相机的 SFM 算法, 给出了适用于聚焦型光场相机的位姿估计算法示例和点云三角化算法示例。最后, 通过仿真实验和真实场景重建实验验证了本文等效多目相机模型和 SFM 算法的正确性, 进而表明聚焦型光场相机的 SFM 问题可以等价于多目相机的 SFM 问题。

**关键词** 机器视觉; 聚焦型光场相机; 多目相机模型; 运动恢复结构; 场景重建; 位姿估计; 三角化

中图分类号 TP391.4; O439

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.0315001

## Equivalent Multi-Camera Model of Focused Plenoptic Camera and Its Application in Structure from Motion

Liu Qingsong<sup>1,2</sup>, Xie Xiaofang<sup>1\*</sup>, Zhang Xuanzhe<sup>2</sup>, Tian Yu<sup>3</sup>, Xu Xiaojun<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Naval Aeronautical University, Yantai, Shandong 264001, China;

<sup>2</sup>College of Advanced Interdisciplinary Studies, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China;

<sup>3</sup>College of Computer, National University of Defense Technology, Changsha, Hunan 410073, China

**Abstract** Focused plenoptic cameras have played an increasingly important role in fields like structure from motion (SFM) and scene reconstruction. However, the traditional SFM algorithms cannot be directly applied to focused plenoptic cameras due to the special structures of the cameras. In order to solve this problem, we proposed a complete equivalent multi-camera model of focused plenoptic cameras. On this basis, we employed the SFM algorithms of the traditional multi-camera to give the algorithm examples suitable for focused plenoptic cameras with regard to pose estimation and point cloud triangulation. Finally, the experimental results of simulations and real scene reconstruction verify the correctness of the equivalent multi-camera model and the SFM algorithms, further indicating that the SFM problem of focused plenoptic cameras can be equivalent to that of multi-camera.

**Key words** machine vision; focused plenoptic camera; multi-camera model; structure from motion; scene reconstruction; pose estimation; triangulation

**OCIS codes** 150.1488; 150.1135; 110.6880; 100.2000

收稿日期: 2020-08-03; 修回日期: 2020-08-13; 录用日期: 2020-09-15

基金项目: 国家自然科学基金(61902419)

\* E-mail: Xiexf208@sina.com

# 1 引言

光场相机能够同时捕捉光线的空间分布和角度分布信息,进而可以记录场景的深度信息,这使得光场相机能够应用于三维重建<sup>[1]</sup>、速度距离测量<sup>[2-3]</sup>以及运动恢复结构(SFM)等诸多领域。相比于非聚焦型光场相机<sup>[4]</sup>,聚焦型光场相机<sup>[5]</sup>可以在相似的相机配置条件下实现更高的深度计算精度,因此更适用于运动恢复结构(SFM)等领域。

运动恢复结构(SFM)的主要研究内容是从一个移动相机拍摄得到的一系列二维图像中恢复相机姿态和场景结构。很多学者<sup>[6-8]</sup>在 SFM 领域做了大量研究。目前较为流行的是 Schonberger 等<sup>[9]</sup>提出的 COLMAP 方法。但是这些方法仅适用于针孔相机,难于直接应用于聚焦型光场相机。

近几年,很多学者提出了适用于非聚焦型光场相机的 SFM 方法。Johannsen 等<sup>[10]</sup>首次提出了适用于光场相机的 SFM 算法——LF-SFM。Zhang 等<sup>[11]</sup>提出了基于直线和平面特征的 SFM 流程。Nousias 等<sup>[12]</sup>提出了基于大规模无序排列的非聚焦型光场图像集合的场景重建算法。但是由于聚焦型光场相机和非聚焦型光场相机的结构和参数不同,聚焦型光场相机无法像非聚焦型光场相机那样便捷地提取子孔径图像,因此非聚焦型光场相机的 SFM 方法并不能直接应用于聚焦型光场相机。

为此,Zeller 等<sup>[13]</sup>提出了适用于聚焦型光场相机的场景重建算法,分析了聚焦型光场相机等效多

目相机模型中相机的空间位置。但是该方法在计算相机位姿过程中,将光场相机退化为针孔相机模型,且利用全聚焦图像对准来进行光场相机的位姿估计,故没有充分利用多目相机模型相比于针孔模型的优势,并且 Zeller 等<sup>[13]</sup>并没有给出完整的聚焦型光场相机等效多目相机模型,尤其是没有给出每个子相机的内参矩阵。

本文针对聚焦型光场的 SFM 问题,提出了完整准确的聚焦型光场相机的等效多目相机模型。并基于等效多目相机模型,利用多目相机的 SFM 方法,给出了适用于聚焦型光场相机的位姿估计方法和点云三角化方法。最后,通过仿真实验和真实场景重建实验验证了本文等效模型的正确性,证实了位姿估计方法和点云三角化方法的有效性,进而表明聚焦型光场相机 SFM 问题可以等效为多目相机 SFM 问题。

## 2 聚焦型光场相机基本概念

### 2.1 相机结构

聚焦型光场相机可以划分为均一焦距的聚焦型光场相机<sup>[14]</sup>和多焦距聚焦型光场相机<sup>[15]</sup>。本研究以多焦距聚焦型光场相机为例进行说明,因为均一焦距可以视为多焦距的特例。聚焦型光场相机的成像平面可以位于微透镜阵列(MLA)的前侧或者后侧,前者对应开普勒结构,后者对应伽利略结构,如图 1 所示。目前的商用聚焦型光场相机(例如:Raytrix 公司)多采用伽利略结构,其通过使用 3 类不同焦距的微透镜来增加景深范围。

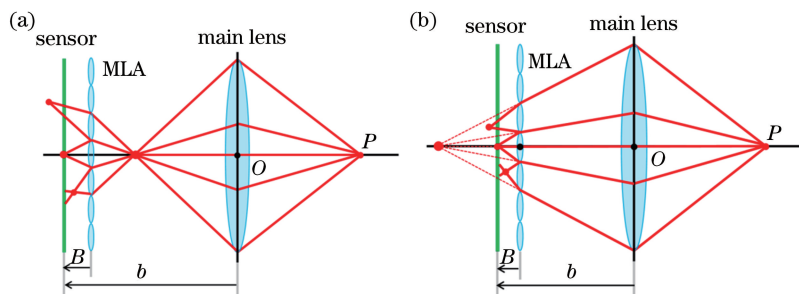


图 1 多焦距聚焦型光场相机结构示意图。(a)开普勒结构;(b)伽利略结构

Fig. 1 Illustration of focused plenoptic camera with multi-focus. (a) Keplerian configuration; (b) Galilean configuration

### 2.2 坐标系建立

为了方便后续的描述,首先建立坐标系,并对相关符号进行说明。光场相机坐标系  $OXYZ$  的中心选在主透镜的中心位置  $O$  点,其  $Z$  轴方向与相机光轴重合,方向朝外。图像坐标系  $ouv$  的坐标原点选在传感器的左上角  $o$  点。具体的坐标系示意图如图 2 所示,图中  $f_L$  为主透镜的焦距(mm), $b$  为传

感器相对于主透镜的位移(mm), $B$  表示传感器相对于 MLA 的位移(mm)。值得注意的是,这里  $f_L$  为正数,而  $b$  和  $B$  为负数。

### 2.3 光场相机标定

在计算聚焦型光场相机等效多目相机模型的具体参数之前,需要得到聚焦型光场相机的具体相机标定参数。本研究采用 Bok 等<sup>[16]</sup>提出的光场相机

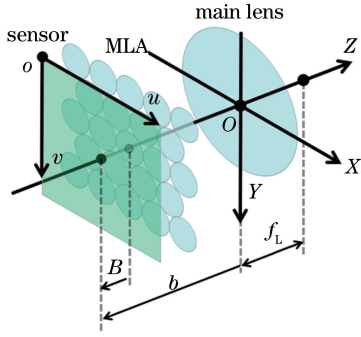


图 2 光场相机坐标系建立

Fig. 2 Establishment of coordinate system for plenoptic camera

内参  $\{f_x, f_y, c_u, c_v, K_1, K_2\}$ 。这些内参和本文相机模型中参数的具体对应关系为

$$\begin{cases} f_x = -b/s_x \\ f_y = -b/s_y \end{cases}, \quad (1)$$

$$\begin{cases} K_1 = (f_L + b - B)b/(Bf_L) \\ K_2 = (B - b)b/B \end{cases}, \quad (2)$$

式中:  $f_x$  和  $f_y$  分别为  $x$  和  $y$  方向的像素焦距;  $(s_x, s_y)$  为传感器上像素的物理尺寸;  $(c_u, c_v)$  表示主镜头的中心  $O$  点在  $ouv$  中的像素坐标;  $K_1, K_2$  为光场相机区别于针孔相机的相机参数。

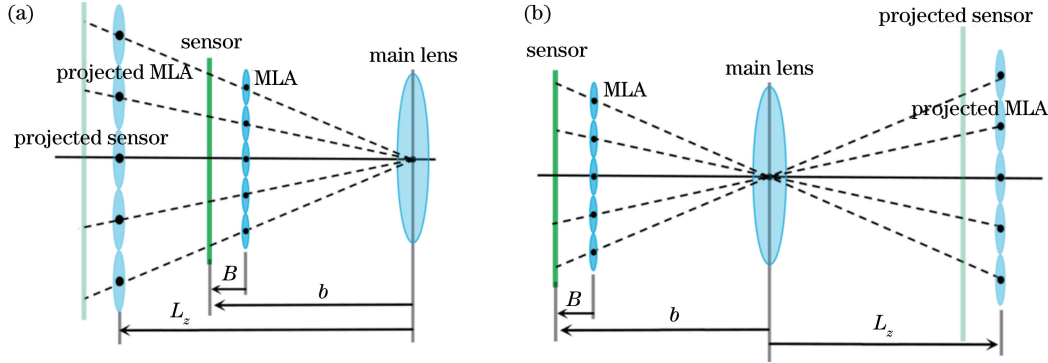


图 3 等效多目相机模型。(a)  $f_L > |b - B|$ ; (b)  $f_L < |b - B|$

Fig. 3 Equivalent multi-camera model. (a)  $f_L > |b - B|$ ; (b)  $f_L < |b - B|$

### 3.1 子相机位置姿态

在完成相机标定后,可以根据相机内参来确定等效多目相机模型中的子相机的物理空间位置和姿态。根据相似三角形关系,可以得到子相机中心坐标  $(L_x, L_y, L_z)$  和  $ouv$  下微透镜中心坐标  $(l_u, l_v)$  的关系为

$$\begin{cases} \frac{(l_u - c_u)s_x}{L_x} = \frac{b - B}{L_z} \\ \frac{(l_v - c_v)s_y}{L_y} = \frac{b - B}{L_z} \end{cases}. \quad (5)$$

根据(2)式中  $K_1$  和  $K_2$ , 结合(4)式,可以得到  $L_z = -K_2/K_1$ 。进一步由(5)式可得

### 3 聚焦型光场相机等效多目相机模型

聚焦型光场相机本质上可以等价于多目相机阵列。假定在物空间存在物点  $P$ , 其在相机坐标系  $OXYZ$  内的坐标为  $(P_x, P_y, P_z)$ , 那么根据薄透镜成像公式,  $P$  点对应的像点  $Q$  的坐标满足

$$Q_z = \frac{f_L P_z}{f_L - P_z}, \quad (3)$$

式中:  $Q_z$  为  $Q$  点在相机坐标系  $OXYZ$  中的  $Z$  轴坐标值。进一步, 将微透镜中心位置看成像点, 并根据薄透镜成像公式将微透镜中心坐标投影到真实空间中, 进而得到

$$L_z = \frac{f_L (b - B)}{(b - B) + f_L}, \quad (4)$$

式中:  $L_z$  为微透镜中心投影后位置在  $OXYZ$  中的  $Z$  轴坐标值。将所有投影后的微透镜看作子相机的主镜头, 就可以将聚焦型光场相机等效变换为虚拟的相机阵列。根据 MLA 平面距离主透镜的距离  $|b - B|$  和主透镜焦距  $f_L$  的关系, 可得  $L_z$  的取值有正负之分。因此可以得到图 3 所示两种等效多相机模型, 即  $f_L > |b - B|$  和  $f_L < |b - B|$  两种情况。

$$\begin{cases} L_x = -\frac{(l_u - c_u)s_x K_2}{(b - B)K_1} \\ L_y = -\frac{(l_v - c_v)s_y K_2}{(b - B)K_1} \end{cases}. \quad (6)$$

根据相似三角形关系, 可以得到微透镜中心像素坐标  $(l_u, l_v)$  和微透镜图像中心像素坐标  $(i_u, i_v)$  的关系为

$$\begin{cases} \frac{(l_u - c_u)}{(i_u - c_u)} = \frac{(b - B)}{b} \\ \frac{(l_v - c_v)}{(i_v - c_v)} = \frac{(b - B)}{b} \end{cases}. \quad (7)$$

根据(1)式、(6)式和(7)式可以得到虚拟相机阵列中每个子相机中心在  $OXYZ$  中的坐标为

$$\begin{bmatrix} L_x & L_y & L_z \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} -\frac{K_2(i_u - c_u)}{K_1 f_x} & -\frac{K_2(i_v - c_v)}{K_1 f_y} & -\frac{K_2}{K_1} \end{bmatrix}^T. \quad (8)$$

除了子相机的中心位置,子相机的朝向也是需要确定的重要参数。由于 MLA 平面的所有微透镜共面且朝向统一,因此投影后得到的子相机中心位置也符合共面特性,且每个子相机的朝向相同。每个子相机的朝向与聚焦型光场相机的朝向保持一致。

在此基础上,建立子相机的相机坐标系  $O'JKL$ ,如图 4 所示,其坐标系中心选在子相机的中心位置,坐标轴方向与相机坐标系  $OXYZ$  的坐标轴方向相同,与此同时,建立投影传感器的像素坐标系  $o'mn$ 。对于空间内任意一个点  $P$ ,令其在相机坐标系  $OXYZ$  内坐标为  $(P_x, P_y, P_z)$ ,那么  $P$  在某一下子相机坐标系  $O'JKL$  内的坐标  $(P_j, P_k, P_l)$  为

$$\begin{bmatrix} P_j \\ P_k \\ P_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & & \\ & 1 & \\ & & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_x \\ P_y \\ P_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -L_x \\ -L_y \\ -L_z \end{bmatrix}, \quad (9)$$

这样就得到了子相机坐标  $O'JKL$  相对于相机坐标系  $OXYZ$  的变换关系。

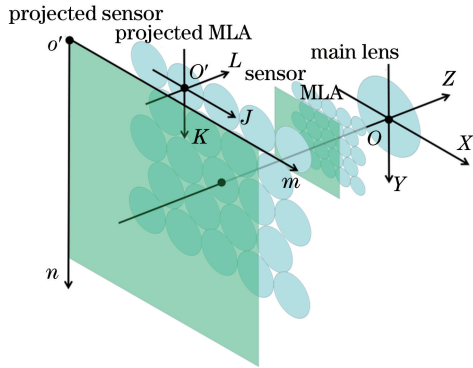


图 4 子相机坐标系建立示意图

Fig. 4 Establishment of coordinate system for sub-camera

### 3.2 子相机内参矩阵

为了得到完整的多相机等效模型,需要推导出每个子相机的内参矩阵。根据 Bok 等<sup>[16]</sup>的工作,原始图上像素点  $p$  在标定后可以换算为相机外真实空间中一根光线,该光线在  $OXYZ$  坐标系中的方向向量  $(r_x, r_y, 1)$  和点  $p$  在  $ouv$  中的坐标  $(p_u, p_v)$  的关系为

$$\begin{bmatrix} r_x \\ r_y \end{bmatrix} = K_1 \begin{bmatrix} (p_u - i_u)/f_x \\ (p_v - i_v)/f_y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} (i_u - c_u)/f_x \\ (i_v - c_v)/f_y \end{bmatrix}. \quad (10)$$

假定点  $P$  是和像素点  $p$  相关的三维空间点,并用  $(P_j, P_k, P_l)$  表示  $P$  点在子相机坐标系  $O'JKL$  中的坐标,那么  $(P_j, P_k, P_l)$  和光线方向向量  $(r_x, r_y, 1)$  的关系为

$$\begin{bmatrix} P_j \\ P_k \\ P_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} K_2 \\ K_1 \end{bmatrix} + P_z \begin{bmatrix} r_x \\ r_y \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (11)$$

根据(10)式,(11)式变为

$$\begin{bmatrix} p_u - i_u \\ p_v - i_v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x/K_1 & -(i_u - c_u)/K_1 \\ f_y/K_1 & -(i_v - c_v)/K_1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_j/P_l \\ P_k/P_l \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (12)$$

(12)式反映了  $(P_j, P_k, P_l)$  和原始图中特征坐标  $(p_u, p_v)$  的关系。为进一步得到  $(P_j, P_k, P_l)$  和子相机图像内特征坐标的关系,首先确定投影后传感器的位置,并建立子相机图像坐标系  $o''\alpha\beta$ 。

通过图 5 可以看出,投影后传感器上的图像形状和原始图上的微透镜图像形状是一致的。为了方便描述,本研究取投影后传感器和投影后 MLA 之间的间距为单位 1,同时令投影后传感器的像素分辨率和原始图分辨率保持一致。假设微透镜图像中任意一点  $p$  在坐标系  $ouv$  下的坐标为  $(p_u, p_v)$ ,并且  $p$  点对应的微透镜图像中心  $i$  点坐标为  $(i_u, i_v)$ 。令  $(p_m, p_n)$  和  $(i_m, i_n)$  表示  $p$  点和  $i$  点在投影后传感器上对应位置在坐标系  $o'mn$  下的坐标,则三者满足

$$(p_m, p_n) - (i_m, i_n) = (p_u, p_v) - (i_u, i_v). \quad (13)$$

为了更清晰地进行后续描述,建立子相机的图像坐标系  $o''\alpha\beta$ ,如图 6 所示。对于  $o'mn$  中的特征坐标  $(p_m, p_n)$ ,其在  $o''\alpha\beta$  中的坐标  $(p_\alpha, p_\beta)$  为

$$(p_\alpha, p_\beta) = (p_m, p_n) - (i_m, i_n) + (r_{mi}, r_{mi}), \quad (14)$$

式中  $r_{mi}$  为微透镜图像的像素半径,其在数值上等于投影后子相机圆形图像的像素半径。

根据(12)~(14)式,可以得到从  $(P_j, P_k, P_l)$  到  $(p_\alpha, p_\beta)$  的变换关系,即

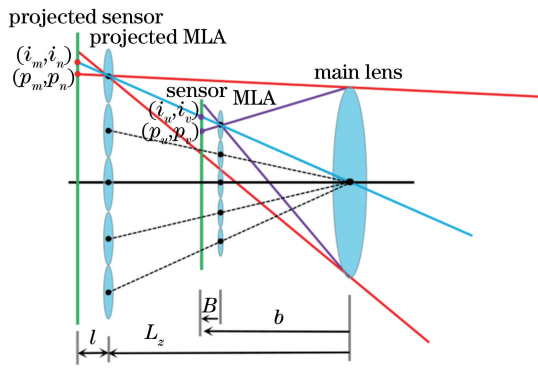


图 5 子相机图像和微透镜图像的对应关系

Fig. 5 Relation between sub-camera image and micro-image

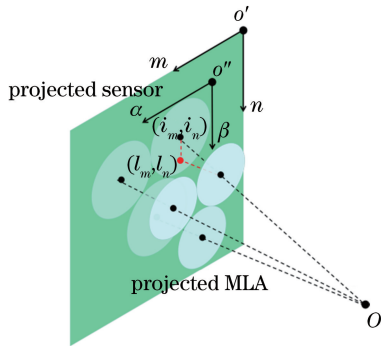


图 6 子相机图像坐标系建立示意图

Fig. 6 Establishment of sub-camera image coordinate system

$$\begin{bmatrix} p_\alpha \\ p_\beta \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} P_j/P_l \\ P_k/P_l \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x/K_1 & 0 & (c_u - i_u)/K_1 + r_{mi} \\ 0 & f_y/K_1 & (c_v - i_v)/K_1 + r_{mi} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} P_j/P_l \\ P_k/P_l \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (15)$$

式中： $\mathbf{H}$  为等效多目相机中子相机的内参矩阵。值得注意的是，不同位置的子相机的内参矩阵不是固定的，具体的变化体现在内参矩阵  $\mathbf{H}$  需要根据微透镜图像中心坐标  $(i_u, i_v)$  的变化而变化。这是由于微透镜中心和微透镜图像中心并不总在一条水平直线上，故导致投影得到的子相机中心和子相机图像中心也并不总是在同一个水平直线上，如图 6 所示。

### 3.3 像素到光线的映射

在等效多相机模型的基础上，将不同子相机内的特征转换为光线坐标，便于使用基于光线的传统位姿估计算法和点云三角化算法。

具体来讲，本研究采用普吕克坐标<sup>[17]</sup>来进行光线的坐标表示。对于中心坐标为  $(L_x, L_y, L_z)$  的子相机，令其图像内的像素点  $p$  在坐标系  $o'\alpha\beta$  下的坐

标为  $(p_\alpha, p_\beta)$ 。根据(13)式和(14)式，可以得到  $p$  点在微透镜图像内对应的特征坐标  $(p_u, p_v)$  为

$$(p_u, p_v) = (p_\alpha, p_\beta) - (r_{mi}, r_{mi}) + (i_u, i_v). \quad (16)$$

根据(10)式，可以得到像素坐标为  $(p_u, p_v)$  的特征对应的光线(相机外)在聚焦型光场相机相机坐标系  $OXYZ$  下的方向向量为  $(r_x, r_y, 1)$ 。因为该光线必定通过子相机的中心  $(L_x, L_y, L_z)$ ，所以光线弯矩  $(m_{r1}, m_{r2}, m_{r3})$  的计算公式为

$$\begin{bmatrix} m_{r1} \\ m_{r2} \\ m_{r3} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_x \\ L_y \\ L_z \end{bmatrix} \times \begin{bmatrix} r_x \\ r_y \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (17)$$

对于中心坐标为  $(L_x, L_y, L_z)$  的子相机，图像坐标为  $(p_\alpha, p_\beta)$  的特征点对应的特征光线在  $OXYZ$  下的普吕克坐标为

$$\mathbf{q}_r = [r_x \ r_y \ 1 \ m_{r1} \ m_{r2} \ m_{r3}]^T. \quad (18)$$

## 4 基于多目相机等效模型的 SFM 方法

本研究将聚焦型光场等效为多目相机阵列。对于多目相机，更一般的数学描述为非中心相机<sup>[18]</sup>。这里的非中心相机指的不是传统意义上的针孔相机，而是具有多个光线会聚中心的一般相机模型。非中心相机存在一个视点(view point)，所有子相机相对于视点存在一定的旋转和位移，且每个子相机都有经过自己子相机中心的光线，具体的示意如图 7 所示。在实际应用过程中，非中心相机被当作一个整体看待。

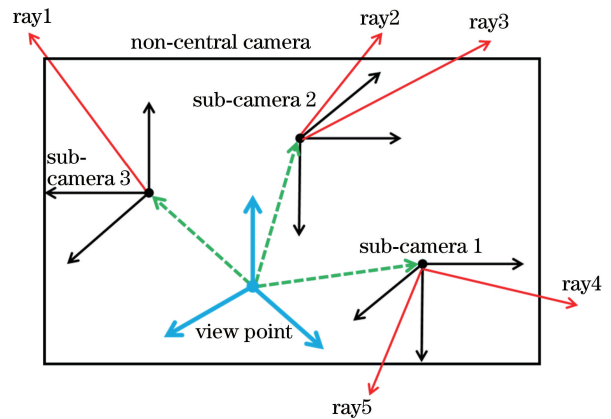


图 7 非中心相机示意图

Fig. 7 Illustration of non-central camera

对于聚焦型光场相机，其视点位于主镜头中心  $O$  点，相机坐标系  $OXYZ$  即为视点坐标系，故 3.1 节中的坐标系  $O'JKL$  即为子相机坐标系。(9)式描述了视角坐标系和子相机坐标的位置关系，

(10)式、(17)式和(18)式是将像素特征转化为普吕克坐标表示的光线。

本节基于聚焦型光场相机的等效多目相机模型,利用非中心相机的 SFM 算法给出了适用于聚焦型光场相机的位姿估计算法和点云三角化算法示例,并以此证明聚焦型光场相机的 SFM 问题可以转化为多目相机的 SFM 问题。传统多目相机的 SFM 方法可以应用于聚焦型光场相机的 SFM 问题中。

#### 4.1 相对位姿估计

在 SFM 过程中,往往要利用两帧图像进行场景重建初始化,这其中涉及到两帧图像之间的相对位姿估计<sup>[9]</sup>。对于聚焦型光场相机,这一问题可以划归为非中心相机的相对位姿估计问题。本研究利用聚焦型光场相机的等效多相机模型,使用基于 RANSAC 方法<sup>[19]</sup>中的 17 点算法<sup>[20]</sup>进行两帧聚焦型光场相机图像之间的相对位姿估计。

具体来讲,假定两帧原始图具有  $N_m$  组匹配的特征点。对于第  $i$  组匹配特征点  $i=1,2,\dots,N_m$ ,假定其在第 1 帧有  $m_i^{\text{rel}}$  个特征点,在第 2 帧有  $n_i^{\text{rel}}$  个特征点,利用 3.3 节的方法可以将所有特征点都换算成由普吕克坐标表示的光线,这样可以得到  $\sum_{i=1}^{N_m} m_i^{\text{rel}} n_i^{\text{rel}}$  个匹配的光线对。对于两帧之间的任意匹配光线,其普吕克坐标  $L_1$  和  $L_2$  满足

$$L_1^T \begin{bmatrix} E & R \\ R & 0 \end{bmatrix} L_2 = 0, \quad (19)$$

式中: $E$  为本质矩阵; $R$  为两帧之间的旋转矩阵。假定向量  $t$  表示两帧之间的位移向量,那么本质矩阵  $E$  在数值上满足

$$E = \begin{bmatrix} 0 & -t_3 & t_2 \\ t_3 & 0 & -t_1 \\ -t_2 & t_1 & 0 \end{bmatrix} R, \quad (20)$$

式中: $t_1$ 、 $t_2$  和  $t_3$  为向量  $t$  的元素分量。

将  $\sum_{i=1}^{N_m} m_i^{\text{rel}} n_i^{\text{rel}}$  个匹配的光线对作为基于 RANSAC 方法中 17 点算法<sup>[20]</sup>的输入,可以计算得出从第 2 帧相机坐标系  $OXYZ$  到第 1 帧相机坐标系  $OXYZ$  的变换矩阵  $R$  和  $t$ 。

#### 4.2 绝对位姿估计

在场景重建过程中,基于已有的重建点,对新图像帧进行注册的问题本质上就是绝对位姿估计的问题。根据聚焦型光场相机的等效多目模型,其绝对位姿估计问题可以划归为非中心相机的绝对位姿求解问题<sup>[18]</sup>,即利用  $n^{\text{abs}}$  个二维点和三维点的对应关

系来得到已标定非中心相机的位置和姿态。

在非中心相机的绝对位姿求解问题上,gP3P 算法<sup>[21]</sup>具有较好的表现,故本研究采用基于 RANSAC 方法<sup>[19]</sup>的 gP3P 算法<sup>[21]</sup>进行绝对位姿估计。在实际计算过程中,一个空间三维点在原始图中对应多个二维特征点。设共计有  $N_{\text{abs}}$  个三维特征点可以在当前帧中找到匹配的二维特征,对于第  $j$  个三维特征点( $j=1,2,\dots,N_{\text{abs}}$ ),在原始图中存在  $n_j^{\text{abs}}$  个二维特征点与之对应。这样共计存在  $\sum_{j=1}^{N_{\text{abs}}} n_j^{\text{abs}}$  个二维点-三维点的对应关系。将所有二维点-三维点的对应关系作为基于 RANSAC<sup>[19]</sup>的 gP3P 算法<sup>[21]</sup>的输入,就可以计算得到当前帧相对于三维点所在世界坐标系的绝对位置姿态。本研究在具体实现过程,利用文献[18]中公开的 OpenGV 代码库中的代码实现。

#### 4.3 点云三角化

在得到图像帧位置姿态后,需要根据两帧图像的匹配特征通过三角化算法计算出空间三维点在世界坐标系的坐标。具体来讲,对于一个任意的空间三维点,假设其在第 1 帧聚焦型光场相机原始图中具有  $m^{\text{tri}}$  个匹配特征点,在第 2 帧中具有  $n^{\text{tri}}$  个匹配特征点,那么根据聚焦型光场相机的多目等效模型,可知该问题可以等效为多视角( $m^{\text{tri}}+n^{\text{tri}}$  视角)三角化问题,其中每个相机的内参矩阵可以通过(15)式得到,子相机的物理位置可以通过(8)式得到。本研究利用 DLT 算法<sup>[22]</sup>得到重建的三维点,并进一步利用 Levenberg-Marquardt 非线性优化算法<sup>[23]</sup>优化重投影误差,进而优化三维重建点的坐标。

## 5 实验与验证

为了验证本文等效多目相机模型和 SFM 算法的正确性,进行相应的仿真和真实实验。实验代码在 win7 操作系统上的 MATLAB 软件上运行。实验所用计算机的 CPU 为英特尔公司的 i7-7700 (3.6 GHz)。本研究首先通过仿真实验验证本文等效模型的正确性。具体的聚焦型光场相机仿真参数如表 1 所示。传感器的分辨率为 3000 pixel  $\times$  2000 pixel。

表 1 聚焦型光场相机参数设置

Table 1 Parameters of focused plenoptic camera

$f_L/\text{mm}$	$b/\text{mm}$	$B/\text{mm}$	$s_x/\mu\text{m}$	$s_y/\mu\text{m}$	$r_{\text{mi}}/\text{pixel}$
35	-31.67	-1.32	5.5	5.5	16

根据表 1 仿真参数可以计算出相机内参  $\{f_x,$

$f_y, c_u, c_v, K_1, K_2$  的具体取值,如表 2 所示。

表 2 聚焦型光场相机标定内参取值

$K_1$	$K_2$	$f_x$	$f_y$	$c_u$	$c_v$
3.19	728.17	5756.98	5756.98	1500	1000

根据表 2 所示的仿真参数以及(8)式,可以得到等效相机阵列中子相机的最小物理间距为 1.269 mm,最远的子相机物理间距能够达到 140.423 mm。等效相机阵列呈六边形排布,共计有  $71 \times 92$  个子相机。在仿真相机的基础上,测试了相对位姿估计、绝对位姿估计以及点云三角化算法的性能,进而验证了等效模型的正确性。

随后,使用 Ratyrix 公司的 R29 相机进行真实场景的拍摄,并基于拍摄的场景进行真实的场景重建实验。这一真实实验进一步验证了本文等效相机模型的正确性,并表明基于多目相机模型的 SFM 算法能够成功应用于聚焦型光场相机的场景重建中。

### 5.1 相对位姿仿真测试

首先,基于仿真的聚焦型光场相机,测试 4.1 节

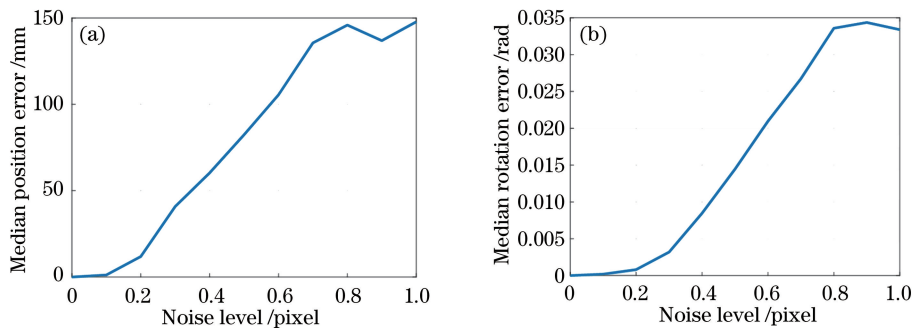


图 8 相对位姿估计结果。(a)位移误差中值;(b)旋转角度误差中值

Fig. 8 Results of relative pose estimation. (a) Median position error; (b) median rotation error

从实验结果可以看出,基于等效多目相机模型的相对位姿估计算法具有较好的精度,并且估计精度和噪声水平大致呈线性关系,这验证了本文提出的等效多目相机模型的正确性,也说明该算法能够有效地解决聚焦型光场相机的相对位姿估计问题。

### 5.2 绝对位姿估计仿真测试

在绝对位姿估计仿真实验中,本研究采用的相机参数和仿真参数与 5.1 节中的参数一致。具体的区别在于:在绝对位姿估计实验中,本研究根据三维空间点和第 2 帧图像的二维特征之间的对应关系,计算第 2 帧图像在世界坐标系中的位置和姿态,具体的计算结果如图 9 所示。

根据实验结果,基于等效多目相机模型的绝对位姿估计算法具有较好的位姿估计结果,这再次验

中的相对位姿估计算法在不同噪声水平下的性能表现。对于两帧不同位置的聚焦型光场相机图像,令第 1 帧图像的相机坐标系  $OXYZ$  和世界坐标系  $O_wX_wY_wZ_w$  重合,并随机产生第 2 帧图像的位置。具体来讲,从  $[-0.2 \text{ m}, 0.2 \text{ m}]$  范围内随机产生第 2 帧图像相对于  $O_wX_wY_wZ_w$  的位移,并在  $[-18^\circ, 18^\circ]$  的范围内随机产生第 2 帧图像相对于  $O_wX_wY_wZ_w$  中 3 个坐标轴的旋转角度。与此同时,在距离相机 0.5~8.5 m 的范围内,随机产生 200 个空间三维点,并将三维点投影到光场原始图中。对于投影后的二维特征点位置,加入均值为 0、均方差为  $\sigma$  的高斯噪声。实验中,改变噪声均方差  $\sigma$  的取值,观察位姿估计结果的精度。为了增加实验的一般性,对每个  $\sigma$  取值,共计进行 100 次独立实验。每次实验中,第 2 帧相机图像的姿态和三维点云都随机产生。实验中,衡量相对位姿估计准确度的评价指标为 100 次独立实验的相机位移误差和旋转角度误差的中值,具体计算结果如图 8 所示。

证了本文提出的等效多目相机模型的正确性,也说明该算法能够有效地解决聚焦型光场相机的绝对位姿估计问题。

### 5.3 点云三角化仿真测试

在点云三角化仿真实验中,本研究采用和 5.1 节中相同的仿真条件。具体的区别在于:点云三角化实验利用两帧光场图像之间的已知位姿和二维特征匹配关系,来计算对应的空间三维点,并通过三维点的空间误差来衡量点云三角化的精度。

实验中三角化精度的评价指标为 100 次独立实验中重建点云平均误差的中值,具体的计算结果如图 10 所示。该实验结果验证了本文提出的等效多目相机模型的正确性,也表明该三角化算法能够有效地解决聚焦型光场相机的点云三角化问题。

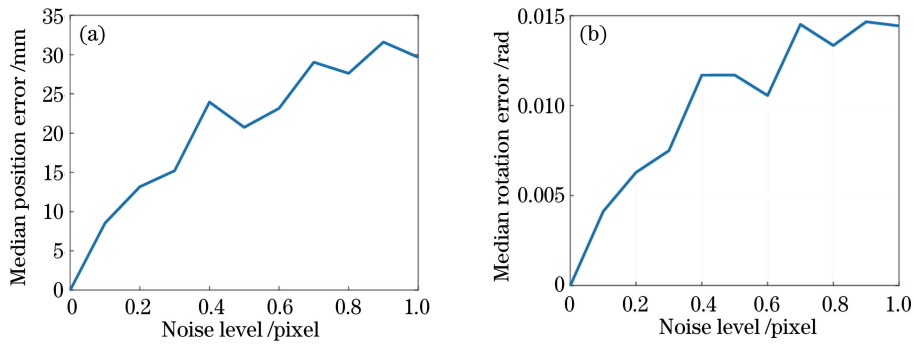


图 9 绝对位姿估计结果。(a)位移误差中值;(b)旋转角度误差中值

Fig. 9 Results of absolute pose estimation. (a) Median position error; (b) median rotation error

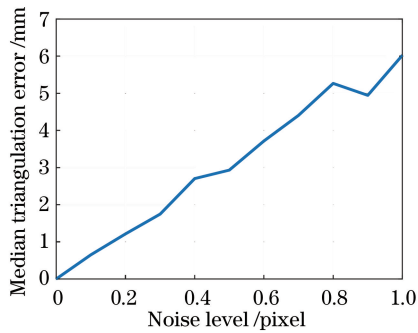


图 10 三角化结果

Fig. 10 Results of triangulation

### 5.4 真实场景重建实验

为了进一步验证本文等效多目相机模型的正确性,进行了真实场景重建实验。具体来讲,使用 R29 聚焦型光场相机搭配 100 mm 焦距的主透镜,拍摄了 15 张真实场景的光场图像。实验中,被拍摄场景距离相机 0.9 m 左右。具体的几幅原始图示例如图 11 所示。

本文首先参照文献[24]中的实验,基于棋盘格标定板进行 R29 相机的标定,标定后的相机内参取值如表 3 所示。根据该参数,可以得到 R29 相机等效相机阵列的具体参数。相机阵列中最小子相机间



图 11 R29 拍摄的原始图

Fig. 11 Raw images captured by R29

表 3 R29 相机内参标定结果

Table 3 Intrinsic parameters of R29 camera

$K_1$	$K_2$	$f_x$	$f_y$	$c_u$	$c_v$
-2.123	7856.647	18336.371	18233.242	3393.004	2319.694



距为 6.46 mm,最大子相机间距为 1588.93 mm,共计有  $158 \times 206$  个子相机,且呈六边形排布。

在此基础上,利用 R29 相机配套软件 RxLive 得到 15 帧光场图像对应的深度图和全聚焦图。随

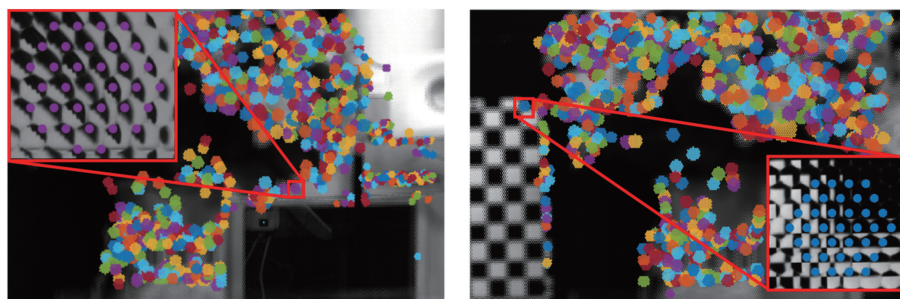


图 12 SIFT 特征检测结果示例

Fig. 12 Illustration of detected SIFT features

在得到原始图中的 SIFT 特征位置后,根据聚焦型光场相机的等效模型将二维特征投影为由普吕克坐标表示的光线,进而利用 4.1、4.2 和 4.3 节的方法进行位姿估计和点云三角化。

后,在全聚焦图上提取 SIFT 特征,并结合 SIFT 特征在深度图中的虚深度<sup>[5]</sup>取值,将检测到的 SIFT 特征投影到原始图中,具体的 SIFT 特征在原始图的检测结果示例如图 12 所示。

在具体的场景重建过程中,使用类似于 COLMAP<sup>[9]</sup>的场景重建流程,结合 4.1、4.2 和 4.3 节的 SFM 算法,最终得到了真实物理尺度的场景重建结果和 15 帧相机的位置和姿态,如图 13 所示。

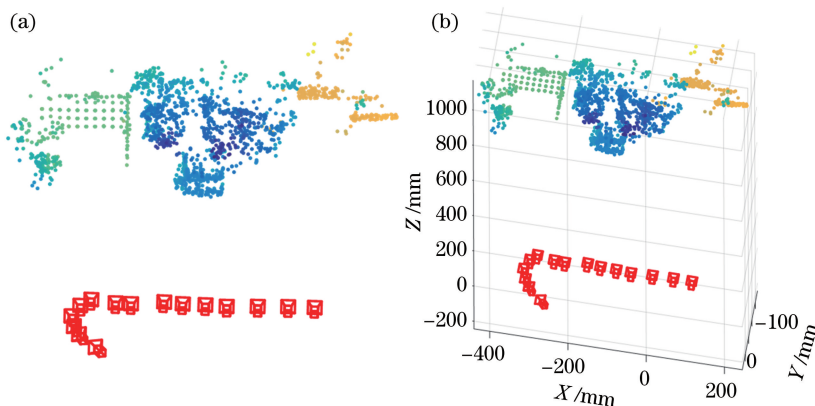


图 13 场景重建结果。(a)不带坐标轴;(b)带坐标轴

Fig. 13 Scene reconstruction results. (a) Results without coordinate axis; (b) results with coordinate axis

通过实验结果可以看出,本文场景重建实验能够正确恢复出场景的结构和物理尺度。这不仅可以验证本文提出的聚焦型光场相机等效模型的正确性,还说明了聚焦型光场相机的 SFM 问题可以等价于多目相机的 SFM 问题。

## 6 结 论

针对聚焦型光场相机的运动恢复结构(SFM)问题,提出完整的聚焦型光场相机等效多目相机模型。基于该等效模型,给出适用于聚焦型光场相机的相机位姿估计算法和点云三角化算法示例。仿真实验和真实场景重建实验的结果验证了本文等效多目相机模型和 SFM 算法的正确性,并表明聚焦型光场相机的 SFM 问题可以转化为多目相机的 SFM 问题。

## 参 考 文 献

- [1] Song X L, Li S, Gu M T, et al. Three-dimensional reconstruction of micro-scale flow field based on light field microscopic imaging [J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(10): 1011002.  
宋祥磊, 李舒, 顾梦涛, 等. 光场显微成像微尺度流场三维重建方法研究[J]. 光学学报, 2019, 39(10): 1011002.
- [2] Sun F S, Han X. Multi-objective fast ranging method based on microlens array light field camera[J]. Acta Optica Sinica, 2019, 39(8): 0815001.  
孙福盛, 韩燮. 基于微透镜阵列型光场相机的多目标快速测距方法 [J]. 光学学报, 2019, 39(8): 0815001.
- [3] Liu H F, Zhou W, Cai X S, et al. Three-dimensional particle tracking velocimetry based on light field

- imaging [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40 (1): 0111014.  
刘慧芳, 周鹭, 蔡小舒, 等. 基于光场成像的三维粒子追踪测速技术 [J]. *光学学报*, 2020, 40 (1): 0111014.
- [4] Ng R, Levoy M, Bredif M, et al. Light field photography with a hand-held plenoptic camera [R/OL]. Stanford Tech Report CTSR 2005-02[2020-07-21]. <http://graphics.stanford.edu/papers/lfcamera/lfcamera-150dpi.pdf>.
- [5] Ng R, Levoy M, Brédif M, et al. Light field photography with a hand-held plenoptic camera [J]. *Computer Science Technical Report CSTR*, 2005, 2 (11): 1-11.
- [6] Heinly J, Schönberger J L, Dunn E, et al. Reconstructing the world\* in six days [C] // 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 7-12, 2015, Boston, MA, USA. New York: IEEE Press, 2015: 3287-3295.
- [7] Snavely N, Simon I, Goesele M, et al. Scene reconstruction and visualization from community photo collections [J]. *Proceedings of the IEEE*, 2010, 98(8): 1370-1390.
- [8] Schöps T, Sattler T, Häne C, et al. Large-scale outdoor 3D reconstruction on a mobile device [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2017, 157: 151-166.
- [9] Schönberger J L, Frahm J M. Structure-from-motion revisited [C] // 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 4104-4113.
- [10] 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.
- [11] 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.
- [12] Nousias S, Lourakis M, Bergeles C. Large-scale, metric structure from motion for unordered light fields [C] // 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. New York: IEEE Press, 2019: 3287-3296.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] Georgiev T, Lumsdaine A. The multifocus plenoptic camera [J]. *Proceedings of SPIE*, 2012, 8299: 829908.
- [16] 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*, 2016, 39(2): 287-300.
- [17] Stolfi J. Primitives for computational geometry [D]. Stanford: Stanford University, 1988: 189-197.
- [18] Kneip L, Furgale P. OpenGV: A unified and generalized approach to real-time calibrated geometric vision [C] // 2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), May 31 - June 7, 2014, Hong Kong, China. New York: IEEE Press, 2014: 1-8.
- [19] Fischler M A, Bolles R C. Random sample consensus: a paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography [J]. *Communications of the ACM*, 1981, 24(6): 381-395.
- [20] Li H, Hartley R, Kim J. A linear approach to motion estimation using generalized camera models [C] // 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 23-28, 2008. Anchorage, AK, USA. New York: IEEE Press, 2008: 1063-6919.
- [21] Kneip L, Furgale P, Siegwart R. Using multi-camera systems in robotics: efficient solutions to the NPNP problem [C] // 2013 IEEE International Conference on Robotics and Automation, May 6-10, 2013, Karlsruhe, Germany. New York: IEEE Press, 2013: 3770-3776.
- [22] Hartley R I, Sturm P. Triangulation [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 1997, 68(2): 146-157.
- [23] Hartley R, Zisserman A. Multiple view geometry in computer vision [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 2004.
- [24] Liu Q S, Xie X F, Zhang X Z, et al. Checkerboard corner detection algorithm for calibration of focused plenoptic camera [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40 (14): 1415002.  
刘青松, 谢晓方, 张焯喆, 等. 用于聚焦型光场相机标定的棋盘角点检测算法 [J]. *光学学报*, 2020, 40 (14): 1415002.