

引用格式: GU Gao-fei, ZHAO Jun, KONG Ming, *et al.* Tomographic Three-dimensional Particle Position Measurement Based on Light Field Camera[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2020, 49(8):0812002

顾高霏,赵军,孔明,等.基于光场相机层析法的颗粒三维位置测量[J].光子学报,2020,49(8):0812002

基于光场相机层析法的颗粒三维位置测量

顾高霏,赵军,孔明,郭天太,王道档

(中国计量大学 计量测试工程学院,杭州 310018)

摘要:利用光场相机采集颗粒图像,改进层析反演算法,可以快速准确地获得颗粒三维空间位置.基于光场相机成像原理,建立光线正向追迹模型,在此基础上对图像非零像素发出的光线进行反向追迹,实现非零像素与空间体素之间的映射,构建层析法反演颗粒三维位置的模型.根据提出的降维求解 MART 算法权重矩阵方法,结合相似三角形原理提高颗粒深度位置的反演精度.依据高斯 Blob 模型,将强度最大的体素中心位置作为反演的颗粒三维位置.实验证明改进型 MART 算法明显减少了计算时间及所需内存, x 轴坐标误差为 ± 0.16 mm, y 轴坐标误差为 ± 0.18 mm, z 轴坐标误差为 ± 1.8 mm,满足精度要求,更加适用于对计算速度要求较高的场合,具有良好实际应用价值.

关键词:光场相机;光线追迹;层析反演;MART 算法;颗粒定位

中图分类号:TP391

文献标识码:A

doi:10.3788/gzxb20204908.0812002

Tomographic Three-dimensional Particle Position Measurement Based on Light Field Camera

GU Gao-fei, ZHAO Jun, KONG Ming, GUO Tian-tai, WANG Dao-dang

(College of Metrology and Measurement Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: A light field camera is used to collect particle images, and the tomographic inversion algorithm is improved to obtain the three-dimensional spatial position of particles faster and more accurately. Based on imaging principle of the light field camera, a forward tracing model of light emitted by particles is established. On the basis of this model, a tomographic inversion model is constructed to reversely trace rays emitted from non-zero pixels and realize the mapping between non-zero pixels and spatial voxels. A descending dimension method is proposed to calculate the weighting matrix. The depth accuracy of MART algorithm is improved by combined with the similar triangle principle. According to the Gaussian Blob model, center position of voxel with the strongest intensity is taken as the three-dimensional position of particles. Experiments indicate that the improved MART algorithm can significantly reduce calculation time and memory size while meeting the accuracy requirement. The x -axis coordinate error is ± 0.16 mm. The y -axis coordinate error is ± 0.18 mm. The z -axis coordinate error is ± 1.8 mm. It is more suitable for occasions that demand higher calculation speed and has better practical application value.

Key words: Light field camera; Ray tracing; Tomographic inversion; MART algorithm; Particle positioning

OCIS Codes: 120.5820; 040.1490; 350.4990; 290.5850; 080.2730

基金项目:国家重点研究发展计划(No. 2017YFF0205501),国家自然科学基金(No.51874264)

第一作者:顾高霏(1995—),女,硕士研究生,主要研究方向为光场相机空间位置测量. Email:gugfdoris@163.com

导师:赵军(1960—),男,教授,学士,主要研究方向为精密仪器设计、计量测试方法、机械振动噪声控制与信号处理等. Email:zhaojun@cjlu.edu.cn

通讯作者:孔明(1978—),男,教授,博士,主要研究方向为光学检测、图像处理及机器视觉. Email:mkong@cjlu.edu.cn

收稿日期:2020-03-11;录用日期:2020-05-18

<http://www.photon.ac.cn>

0 引言

示踪粒子的三维空间定位是三维流场速度场测量的关键技术,粒子作为媒介其位置的变化可以反映流体的流场变化.目前越来越多国内外专家学者研究示踪粒子的准确定位方法,开发实验设备,致力于降低测量成本、减少运算时长、提升测量精度,并且取得了丰富的成果.ELSINGA G E等^[1]在2006年研究层析粒子图像测速时使用四台相机采集流场图像,采用乘法代数重建(Multiplicative Algebraic Reconstruction Technology, MART)算法重建了粒子场和三维物体.此方法需要控制多台相机按固定角度同步采样,相机和硬件成本高昂并且采集流程复杂.2009年QI Gao等^[2]提出使用单镜头测量的新方法,用一块三棱镜实现了单相机多角度观测粒子场的功能,大幅降低了仪器成本,流场测速实验的速度验证率达95%,满足精度要求.FAHRINGER T W等^[3]在2012年使用一台全光相机重构三维流场,创新地采用线性插值方法计算权重矩阵.该过程计算量很大,在多核CPU上的处理时间约为10个小时,需要200~700 GB的内存,重建后的颗粒在深度方向有一定长度的延伸.在此基础上,FAHRINGER T W等^[4]于2014年对全光粒子图像测速精度进行讨论,用重建质量因子Q评价粒子场的重建质量.2016年上海交通大学SHI Sheng-xian等^[5]详细分析了影响光场体积粒子图像测速精度的因素,发现微透镜几何形状是影响整个相机系统测量精度的关键因素,像素与微透镜的尺寸比例是另一个重要因素.选择六边形的微透镜阵列,将像素与微透镜的尺寸调整至最佳比例,可进一步提高测量精度.SHI Sheng-xian等^[6]在2017年提出一种基于密集光线追迹的MART算法,用于重构三维粒子场,使用该算法对射流速度场中的重建颗粒进行定位,深度方向的精度比传统MART算法更高.同年,东南大学CAO Li-xia等^[7]为了解决权重矩阵计算耗时太久的问题,对光线进行反向追迹,将反向追迹的光线视作圆柱体,与体素相交后两者重叠部分的体积与体素体积的比值定义为权重系数.但是当体素数量较多时,采用这种需要计算立体几何相交体积的方法仍然会花费不少运算时间.

针对这一问题,本文将权重矩阵的计算放置于二维平面内.光线与体素相交后,定义交点与体素中心的距离为权重矩阵的影响因子.用二维距离计算代替三维体积计算可以减少权重矩阵的运算时间,使得该方法具有良好的应用价值.为证明方案切实可行,依据光场相机成像原理,正向追迹颗粒发出的光线至光场相机图像传感器平面.在此基础上建立层析反演模型,反向追迹光线至重建空间,结合MART算法与相似三角形原理对颗粒进行定位.采用层析法反演65个规则分布的颗粒空间位置,结果在可接受的误差范围内;随机产生10个颗粒反演其三维位置,误差范围基本一致.

1 光场相机成像模型

1.1 光场相机成像原理

1939年GERSHUN A^[8]描述了“光场”概念,以光线在方向和空间的分布刻画光的辐射属性.1991年ADELSON E H等^[9]提出七维全光函数用来表征空间中的光线,第二年设计并制造出第一台全光相机.1996年斯坦福大学LEVOY M等^[10]等使用双平面参数法表示光线,对全光函数进行简化.2005年REN Ng等^[11]改进全光相机中继镜头的设计,发明了光场相机.2011年,Lytro公司正式发布了世界首款“先拍照,后对焦”的消费级光场相机^[12].

如图1所示,Lytro光场相机在主透镜和图像传感器之间加入一层微透镜阵列,CCD安装在微透镜一倍焦距处^[13].由于微透镜焦距远小于主透镜与微透镜之间的距离,因此可以认为主透镜位于微透镜的无穷远处,CCD与主透镜关于微透镜共轭.光场相机微透镜阵列相当于一个散焦元件^[14],物体发出的光线经过主透镜聚焦之后,由微透镜散射到若干个像元上,使CCD可以记录来自不同位置、不同角度的光线信息.传统相机只能记录光线强度总和,无法确定其方向;光场相机CCD记录穿过微透镜特定方向的光线,能够同时存储强度信息与方向信息.

图中红色区域为单个微透镜对应的像素范围,称为宏像素.宏像素像元记录的不同方向光线均来自物空间同一对象.主透镜被像元分割成同等数量的子孔径,提取所有宏像素相同位置的像元如图中黄色区域,按照宏像素的排列顺序进行组合,可以得到不同观察角度的子孔径图像.光场相机位置分辨率由微透镜个数决定,方向分辨率由宏像素的像元个数决定^[11].

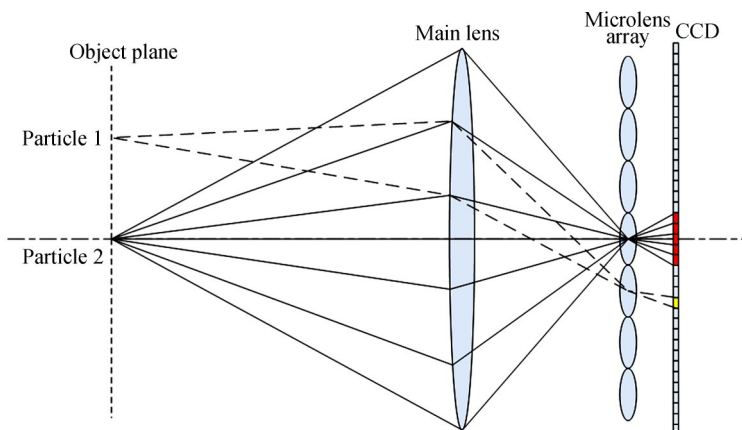


图1 Lytro光场相机结构示意图
Fig.1 Structure schematic of Lytro light field camera

1.2 光线追迹模型

层析法重建颗粒三维位置的基础是建立正确的光线正向追迹模型.由于颗粒尺寸远小于光场相机系统尺寸,因此颗粒可视为点光源^[15].图2为双平面参数法示意图,用以描述光线在空间中的分布.光线与平面 O 交于点 $A(x, y)$,与平面 O' 交于点 $A'(x', y')$,点 A 表征光线的位置,点 A' 表征光线的角度.一条光线对应唯一的光场采样表达式,其中 L 为光线强度

$$L = L(x, y, x', y') \quad (1)$$

使用光场相机采集图像时,整个采集空间和相机系统可以分为四个平面:物平面、主镜头平面、微透镜阵列平面和图像传感器 CCD 平面.依次将这四个平面两两组合,运用双平面参数法准确追迹点光源发出的光线在各个平面组合间的传播轨迹.

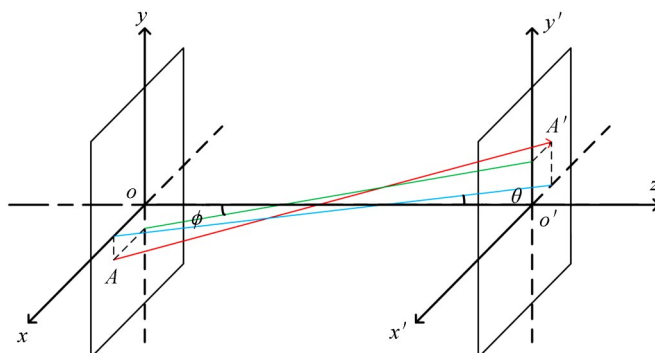


图2 双平面参数法示意图
Fig.2 Schematic diagram of biplane parameter method

光线正向追迹模型为^[16]

1) 颗粒发出光线到达主透镜

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ \tan\theta_1 \\ \tan\phi_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & s_0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & s_0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ \tan\theta_0 \\ \tan\phi_0 \end{bmatrix} \quad (2)$$

2) 光线透过主透镜

$$\begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ \tan\theta_2 \\ \tan\phi_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -1/f_m & 0 & 1 & 0 \\ 0 & -1/f_m & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ y_1 \\ \tan\theta_1 \\ \tan\phi_1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

3) 光线到达微透镜阵列

$$\begin{bmatrix} x_3 \\ y_3 \\ \tan\theta_3 \\ \tan\phi_3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & s_i & 0 \\ 0 & 1 & 0 & s_i \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_2 \\ y_2 \\ \tan\theta_2 \\ \tan\phi_2 \end{bmatrix} \quad (4)$$

4) 光线透过微透镜阵列

$$\begin{bmatrix} x_4 \\ y_4 \\ \tan\theta_4 \\ \tan\phi_4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ -1/f_l & 0 & 1 & 0 \\ 0 & -1/f_l & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_3 \\ y_3 \\ \tan\theta_3 \\ \tan\phi_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ s_x/f_l \\ s_y/f_l \end{bmatrix} \quad (5)$$

5) 光线到达图像传感器平面

$$\begin{bmatrix} x_5 \\ y_5 \\ \tan\theta_5 \\ \tan\phi_5 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & f_l & 0 \\ 0 & 1 & 0 & f_l \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_4 \\ y_4 \\ \tan\theta_4 \\ \tan\phi_4 \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中, x, y 是光线在每个平面内的坐标; θ 是光线在水平方向的投影与 z 轴的夹角; ϕ 是光线在垂直方向的投影与 z 轴的夹角; s_o 为物距; s_i 为像距; f_m 为主透镜焦距; f_l 为微透镜焦距; s_x, s_y 为微透镜中心相对 z 轴的水平及垂直偏移距离.

2 层析法颗粒三维位置重建

2.1 层析反演模型

层析反演法是利用图像计算颗粒空间位置的方法. CCD 平面各宏像素代表不同视角的颗粒二维图像, 反向追迹非零像元发出的光线, 分析这些光线对每一层重建空间切片的影响从而确定颗粒空间位置. 将微小的颗粒映射到空间体素中, 强度满足高斯 Blob 模型^[4]为

$$E(x, y, z) = A \exp \left[- \left(\frac{(x-x_0)^2}{2\sigma_x^2} + \frac{(y-y_0)^2}{2\sigma_y^2} + \frac{(z-z_0)^2}{2\sigma_z^2} \right) \right] \quad (7)$$

式中, A 为幅度值, σ 是颗粒在三个坐标轴方向上的宽度, 颗粒实际坐标为 (x_0, y_0, z_0) , 该坐标也是高斯 Blob 模型中心的坐标. 观察图 3 可知颗粒外表面强度较低, 用 $y=0$ 平面剖开后发现中心的强度最大且由内向外递减. 因此, 反演时将强度值最大的体素中心作为颗粒三维空间位置.

颗粒映射的体素通过光场相机成像后, 像素强度值可由式(8)计算得到^[3].

$$\sum_{j \in N_i} W_{i,j} E(x_j, y_j, z_j) = I(x_i, y_i) \quad (8)$$

式中, $I(x_i, y_i)$ 为第 i 个像素的强度, $E(x_j, y_j, z_j)$ 为第 j 个体素的强度, $W_{i,j}$ 为权重矩阵表征第 j 个体素发出的光线对第 i 个像素的贡献大小.

采用三维重构粒子场最经典的算法—MART 算法^[17]对式(7)进行反演, 其中 μ 为松弛因子在 0 到 1 范围内取值, k 为迭代次数, 初始值 $E(x_j, y_j, z_j)^0 = 1$.

$$E(x_j, y_j, z_j)^{k+1} = E(x_j, y_j, z_j)^k \left(\frac{I(x_i, y_i)}{\sum_{j \in N_i} W_{i,j} E(x_j, y_j, z_j)^k} \right)^{\mu W_{i,j}} \quad (9)$$

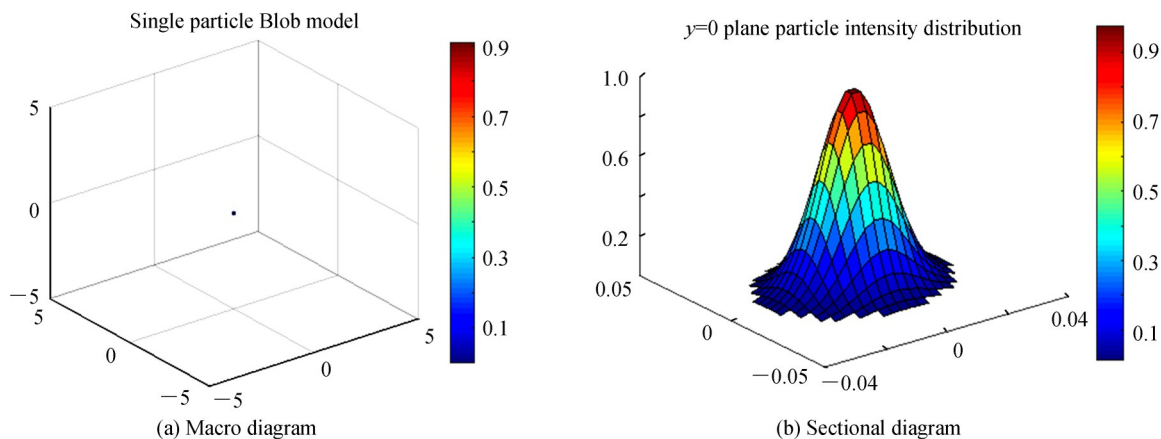


图3 Blob模型颗粒强度宏观及剖分图

Fig.3 Blob model in macro and sectional view of particle intensity

MART算法的重点及难点是权重矩阵 $W_{i,j}$ 的计算. 在PIV研究中, 已经有学者对权重矩阵的计算方法作出了详细说明: 体素发出的光线分别与微透镜阵列和CCD平面相交, 运用线性插值法计算交点对周围微透镜和像素的影响程度^[3]. 这是一种精度很高的方法, 但是计算步骤繁琐且花费较长时间.

因此提出一种降维计算权重矩阵的方法, 力求提高运算速度, 更加适合实际应用. 将重建空间分成若干大小相同的体素, 沿垂直于光轴方向分为若干层, 每层的宽度与体素深度方向的边长相等. 微透镜阵列等效为针孔阵列, 图像非零像素中心与对应微透镜中心的连线(即非零像素发出的光线)作为反向追迹的初始光线, 延长初始光线交于主透镜. 经主透镜折射后光线穿过重建空间, 与每一层均相交如图4. 取出一个体素, 图5为此体素中心所在垂直于光轴方向的平面, 光线与平面的交点标记为红色, 体素中心标记为黑色. 两点间距离 d 是权重矩阵的影响因子, σ 为颗粒直径, 由式(10)计算权重矩阵^[7].

$$W = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{d^2}{2\sigma^2}} \quad (10)$$

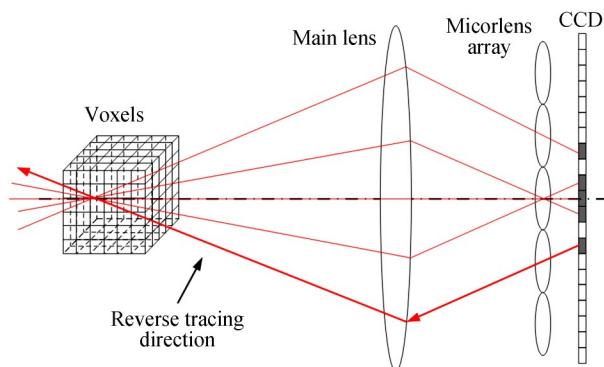


图4 层析反向追迹光线示意图

Fig.4 Schematic diagram of tomographic reverse light tracing

若体素被不止一条光线穿过, 计算该体素的强度 $E(x, y, z)$ 时需要累加所有光线产生的强度值. 改进的权重矩阵计算方法实现了在二维平面内计算影响因子, 与计算三维体积相比, 过程简单易行, 运算时间更是明显减少.

但是降维计算权重矩阵, 会带来反演误差增大的问题. 根据现有研究成果可知, 颗粒三维位置反演精度主要由深度精度决定^[4,7]. 因为像素尺寸微小, 用相似三角形法计算颗粒深度位置可以较好地提高深度精度, 进而提高空间位置反演精度. 因此将降维技术与相似三角形原理结合, 形成改进型MART算法, 减少运算时间的同时, 使得精度在可接受的范围之内. 图6展示了两种成像情形, 求解光路形成的相似三角形组可以获得像点位置, 再根据高斯成像公式得到颗粒深度位置. 满足相似条件的两个三角形为: 像点与主透镜直径

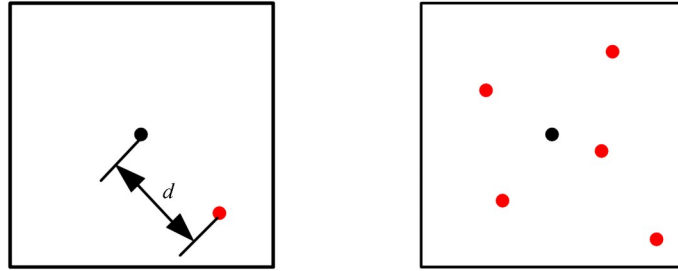


图5 权重矩阵的二维计算定义
Fig.5 2D calculation of weighting matrix

构成的三角形、像点与 CCD 非零像素部分构成的三角形。

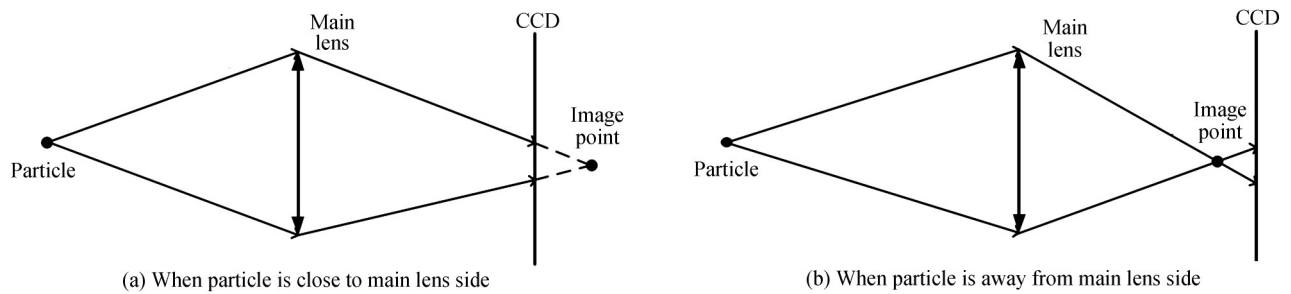


图6 相似三角形法计算颗粒深度位置原理
Fig.6 Schematic of calculating particle depth position using similar triangle method

2.2 实验结果

颗粒三维位置重建实验使用图7所示序列号为A502390869的Lytro一代光场相机,计算机CPU为英特尔酷睿 i5-8400、内存 16GB、1T 硬盘为三星 evo-970、显卡为索泰 RTX-2070. Lytro 相机的内部物理参数连同图像数据以二进制的方式保存在相机中,无法直接读取.参考 DING Jiang-hua^[18]的标定方法,使用 lfpsplitter 命令行工具解析原始图像后,得到的准确相机光学参数如表1所示.

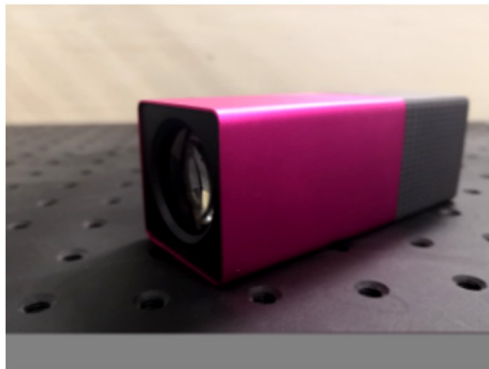
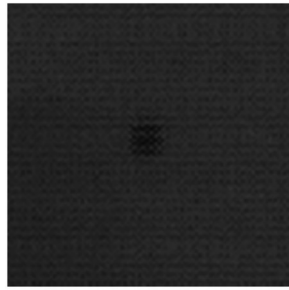


图7 Lytro 相机
Fig.7 Lytro camera

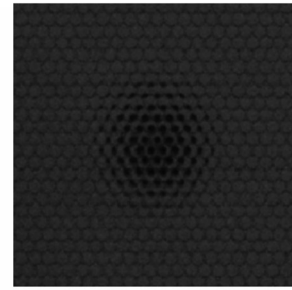
用 Lytro 公司提供的“Lytro Desktop”软件,用户可以查看渲染后的图片、选择不同的对焦点、导出以二进制格式储存图片数据的 .lfr 文件便于后续解析处理等.首先,处理相机自带的白图像.白图像是通过扩散器拍摄的图像,有利于消除渐晕即图像边缘附近变暗的地方.基于待处理图像的变焦步长和对焦步长,选择合适的白图像定位微透镜中心.对 .raw 原始图像去马赛克后,宏像素按照六边形排列,图8展示了此时的颗粒成像情形.但是微透镜中心不一定落在像素中心,覆盖的像素数也不一定为整数.因此,对图像进行必要的旋转和缩放使微透镜中心都落在像素中心,围绕各微透镜中心将图像分割为等大的互有重叠的矩形,满足宏像素覆盖整数个像素的要求,该过程为图像的解码^[19].如图9,解码后颗粒图像的宏像素排列更整齐.

表 1 Lytro 相机物理参数
Table 1 Physical parameters of Lytro camera

Element	Physical parameter		Value
Main lens	Focal length(1.3×)		8.20 cm
	Aperture		3.373 cm
	Lens pitch		14 μm
	Number in horizontal direction		328
	Number in vertical direction		328
Microlens array	Distance from the main lens		6.44 cm
	Rotation		0.000 570 190 8°
	Offset	Horizontal direction	3.534 4 μm
		Vertical direction	-4.532 7 μm
Depth direction		25 μm	
Sensor	Pixel pitch	1.399 9 μm	
Number of pixels in horizontal direction		3 280	
Number of pixels in vertical direction		3 280	
CCD length		4.59 mm	
CCD width		4.59 mm	



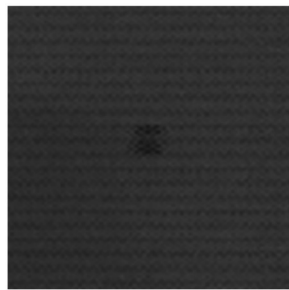
(a) Enlarged image



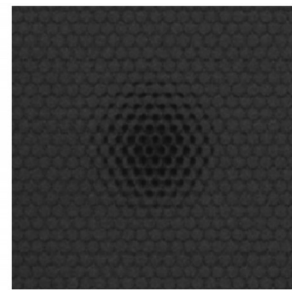
(b) Detail image

图 8 去马赛克后颗粒放大及细节图

Fig.8 Enlarged and detail images of particle after demosaicing



(a) Enlarged image



(b) Detail image

图 9 解码后颗粒放大及细节图

Fig.9 Enlarged and detail images of particle after decoding

应用层析法反演颗粒位置时宏像素需要处理成正方形,参考 CONDAT L 等的 H_2O 变换法^[20],将六边形采样图像转换为正交网格采样图像.由图 10 可见,校正后的图像由 379×378 个正方形宏像素组成,每个宏像素覆盖 11×11 个正方形像素单元,顶点被 4 个全黑像素标记,该过程为图像的校正.

建立反向追迹光线的层析模型,对直径为 $200 \mu\text{m}$ 的颗粒进行反演定位.实验装置如图 11 所示,在一张厚度为 0.2 mm 的亚克力薄片上对称布置五个黑色圆点模拟实验颗粒.

分析仿真结果发现,当松弛因子 μ 大于 0.85 且迭代次数 k 大于 25 时,体素强度值已稳定不变.为了使运

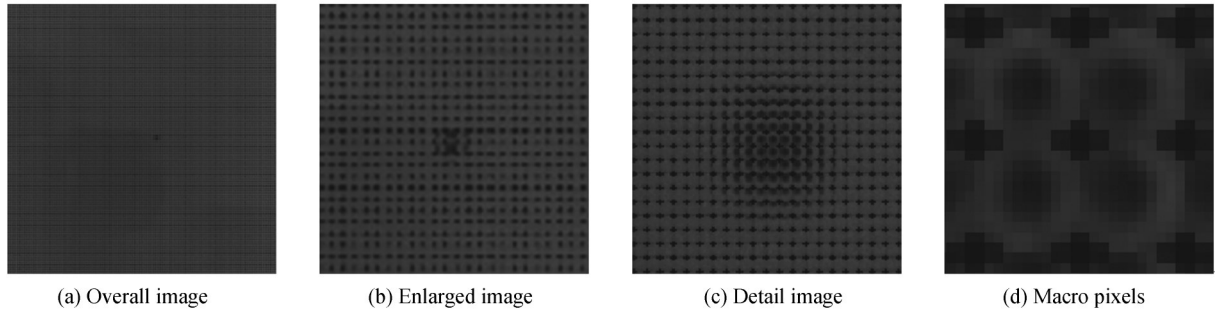


图10 正交重采样后颗粒整体、放大、细节及宏像素图
Fig.10 Particle images after orthogonal resampling



图11 实验装置
Fig.11 Experiment device

算时间最少且计算结果最准确,选择 $\mu = 0.85, k = 25$.对体积为 $8\text{ cm}(x\text{ 水平方向}) \times 4\text{ cm}(y\text{ 垂直方向}) \times 16\text{ cm}(z\text{ 深度方向})$ 的重建空间进行计算,为了避免计算过程中数据太多内存不足的问题,将重建空间划分为 $5 \times 5 \times 5$ 个宏体素,每个宏体素由 $400 \times 200 \times 400$ 个 $0.04\text{ mm} \times 0.04\text{ mm} \times 0.08\text{ mm}$ 体素单元组成.间隔 1 cm 移动一次薄片支架,采集13组不同深度位置的共65个圆点图像.依次使用MART算法和改进型MART算法反演圆点位置,两种算法单个宏体素的权重矩阵计算时间平均约为1小时,需要 $30 \sim 50\text{ MB}$ 的内存,迭代时长平均约为 5 min .重建结果的绝对误差为反演位置与理论位置之间的距离,相对误差为绝对误差与重建空间对角线长度的比值.对比分析结果图可得:采用MART算法反演的绝对误差在 9.45 mm 以内,图12所示相对误差为 5.16% ;采用改进型MART算法反演的绝对误差在 2.01 mm 以内,图13所示相对误差为 1.09% .结果证明降维计算权重矩阵虽然减少了大量时间但是的确会带来较大误差,结合了相似三角形原

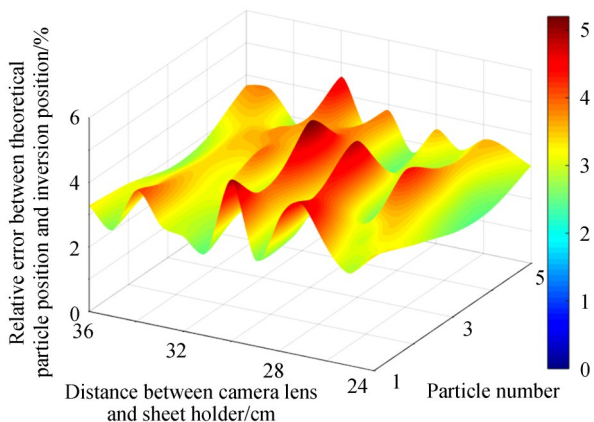


图12 采用MART算法反演颗粒位置的相对误差
Fig.12 Relative error of particle inversion position using MART algorithm

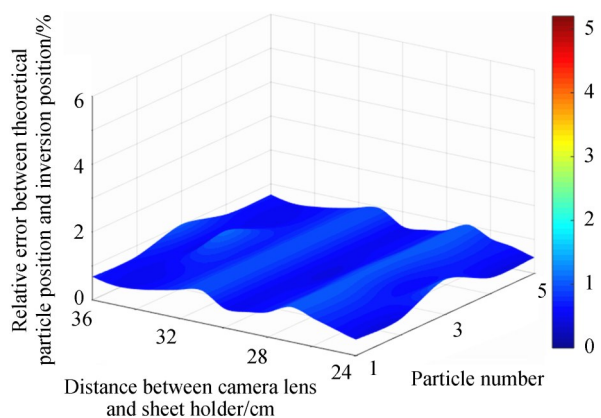


图13 采用改进型MART算法反演颗粒位置的相对误差
Fig.13 Relative error of particle inversion position using improved MART algorithm

理的改进型 MART 算法具有精度和计算速度的双重优势。

为了保证实验结果的可靠性,在同样的重建空间内随机产生十个颗粒,采用改进型 MART 算法反演颗粒的三维空间位置.准备多张大小及厚度均相等的亚克力薄片,每张薄片上布置一个黑色圆点模拟实验颗粒.通过导轨调节相机镜头与薄片间的距离,使圆点的深度位置与理论深度位置一致,精度为 0.1 mm;通过控制黑色圆点在水平方向上与镜头中心的距离,使圆点的水平位置与理论水平位置一致,精度为 0.1 mm;通过控制黑色圆点在垂直方向上与镜头中心的距离,使圆点的垂直位置与理论垂直位置一致,精度为 0.1 mm.表 2 为颗粒的理论坐标与反演坐标,图 14 表示颗粒反演坐标与理论坐标在三个方向上的绝对误差:水平位置误差在 ± 0.16 mm 以内,垂直位置误差在 ± 0.18 mm 以内,深度位置误差在 ± 1.8 mm 以内,其中深度误差略小于上组实验的绝对误差,说明颗粒的空间定位精度主要由深度精度决定.考虑到生产生活中使用的流体体积较大,可以认为该方法的精度满足实际应用需要,并且为光场相机配合显微装置测量更加细微的颗粒提供良好基础。

表 2 随机颗粒三维位置反演结果
Table 2 3D position inversion results of random particles

Number	Particle theoretical coordinates/mm			Particle inversion coordinates/mm		
	x	y	z	x'	y'	z'
1	20.2	11.6	301.8	20.34	11.46	300.44
2	41.3	19.9	295.1	41.38	19.78	296.60
3	56.1	22.3	274.9	56.10	22.46	273.80
4	17.8	14.7	310.0	17.66	14.58	311.24
5	28.7	28.8	262.9	28.66	28.82	263.72
6	49.4	15.1	255.3	49.50	14.98	256.92
7	33.2	20.2	327.7	33.06	20.38	326.60
8	25.3	26.3	330.5	25.42	26.46	329.48
9	36.5	17.6	348.4	36.66	17.74	348.92
10	51.5	12.2	307.2	51.46	12.14	309.00

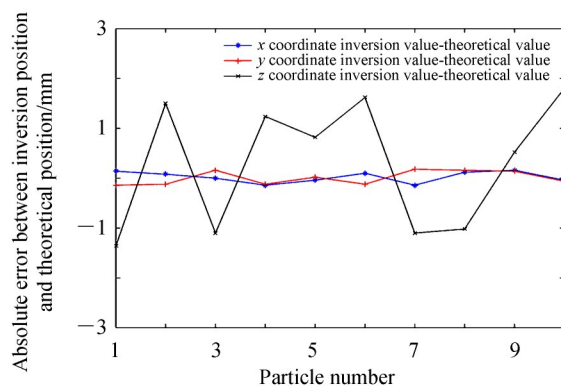


图 14 随机颗粒三维位置反演的绝对误差
Fig.14 Absolute error of 3D position inversion of random particles

3 结论

通过研究颗粒三维空间位置的层析反演方法,分析定位精度后得发现:1)基于光线反向追迹模型,降维计算 MART 权重矩阵,明显提高了颗粒位置的反演计算速度,但是带来深度位置计算误差大、空间定位精度低的问题.由于像素尺寸微小,提出一种可以准确反演颗粒三维位置的快速计算方法:将降维技术与相似三角形原理结合,形成改进的 MART 算法.2)采用改进型 MART 算法对 65 个均匀分布的颗粒进行层析反演定位,理论位置与反演位置的相对误差为 1.09%.随机颗粒的水平误差在 ± 0.16 mm 以内,垂直误差在 ± 0.18 mm 以内,深度误差在 ± 1.8 mm 以内.颗粒深度方向的定位精度决定三维空间位置的反演精度.改进

型 MART 算法提高了计算速度,误差亦在可接受的范围内.

参考文献

- [1] ELSINGA G E, SCARANO F, WIENEKE B, *et al.* Tomographic particle image velocimetry[J]. *Experiments in Fluids*, 2006, **41**(6): 933-947.
- [2] QI Gao, HONG Ping-wang, GONG Xin-shen. Review on development of volumetric particle image velocimetry [J]. *Science Bulletin*, 2013, **58**(36): 4541-4556.
- [3] FAHRINGER T W, THUROW B S. Tomographic reconstruction of a 3-D flow field using a plenoptic camera [C]. AIAA, 2012: 1-13.
- [4] FAHRINGER T W, THUROW B S. 3D particle position reconstruction accuracy in plenoptic PIV [C]. AIAA, 2014: 1-10.
- [5] SHI Sheng-xian, WANG Jian-hua, DING Jun-fei, *et al.* Parametric study on light field volumetric particle image velocimetry[J]. *Flow Measurement and Instrument*, 2016, 49: 70-88.
- [6] SHI Sheng-xian, DING Jun-fei, NEW T H, *et al.* Light-field camera-based 3D volumetric particle image velocimetry with dense ray tracing reconstruction technique[J]. *Experiment in Fluids*, 2017, **58**(7): 1-16.
- [7] CAO Li-xia, ZHANG Biao, SONG Xiang-lei, *et al.* Reconstruction of three-dimensional particle field based on focused light field imaging[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2017, **43**(11): 2322-2330.
曹丽霞, 张彪, 宋祥磊, 等. 聚焦光场成像三维粒子场重建方法研究[J]. 北京航空航天大学学报, 2017, **43**(11): 2322-2330.
- [8] GERSHUN A. The light field[J]. *Studies in Applied Mathematics*, 1939, **18**(1-4): 51-151.
- [9] ADELSON E H, WANG J Y A. Single lens stereo with a plenoptic camera[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, **14**(2): 99-106.
- [10] LEVOY M, HANRAHAN P. Light field rendering[C]. ACM, 1996: 1-42.
- [11] REN Ng, LEVOY M, BREDIF M, *et al.* Light field photography with a hand-held plenoptic camera [J]. *Computer Science Technical Report CSTR*, 2005, **2**(11): 1-11.
- [12] GEORGIEV T, YU Z, LUMSDAINE A, *et al.* Lytro camera technology: Theory, algorithms, performance analysis [C]. SPIE, 2013, 8667: 86671J.
- [13] ZHOU Zhi-liang. Research on light field imaging technology[D]. Hefei: University of Science and Technology of China, 2012.
周志良. 光场成像技术研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2012.
- [14] SUN Fu-sheng. Research on 3D surface reconstruction based on MLA light field camera[D]. Taiyuan: North University of China, 2019.
孙福盛. 基于 MLA 光场相机的三维表面重建研究[D]. 太原: 中北大学, 2019.
- [15] LYNCH K. Development of a 3-D fluid velocimetry technique based on light field imaging [D]. America: Auburn University, 2011.
- [16] GEORGIEV T, INTWALA C. Light field camera design for integral view photography [J]. *Adobe Technical Report*, 2006: 1-13.
- [17] HERMAN G T, LENT A. Iterative reconstruction algorithms[J]. *Computers in Biology and Medicine*, 1976, **6**(4): 273-294.
- [18] DING Jiang-hua. Research on depth map estimation of micro lens array light field photography [D]. Taiyuan: North University of China, 2017.
丁江华. 基于微透镜阵列的光场图像深度估计研究[D]. 太原: 中北大学, 2017.
- [19] DANSEREAU D G, PIZARRO O, WILLIAMS S B. Decoding, calibration and rectification for lenselet-based plenoptic cameras[C]. CVPR, 2013: 1027-1034.
- [20] CONDAT L, FORSTER-HEINLEIN B, VILLE D V D. H₂O: Reversible hexagonal-orthogonal grid conversion by 1-D filtering[C]. ICIP, 2007: 73-76.