

## 基于图正则化的高分辨率光场显微成像研究

杨飞凡<sup>1,2</sup>, 李晖<sup>1,2,3\*</sup>, 彭晶<sup>1,2</sup>, 吴云韬<sup>1,2</sup><sup>1</sup> 武汉大学计算机科学与工程学院, 湖北 武汉 430205;<sup>2</sup> 智能机器人湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430205;<sup>3</sup> 华中科技大学化学与化工学院, 湖北 武汉 430074

**摘要** 针对光场显微成像中空间分辨率较低的问题,提出了一种基于图正则化的方法,并进行了光场超分辨率重建,得到了光场的高分辨率视图。首先,通过非周期性提取的方法,获得了光场的视角图;然后,将光场的超分辨率问题,转化为一个全局优化问题,利用光场视图之间的互补信息,进行正则化平滑处理;最后,用最速下降迭代算法,对目标函数最小化求解,重构出高分辨率视图。实验中,采用显微物镜、微透镜阵列以及 CCD 相机,搭建光场显微镜采集数据,使用图正则化的方法进行光场高分辨率重建;相较于传统方法,所提方法视差估计计算量较小,成像质量较高,并有效保留了原始光场结构。

**关键词** 显微;光场显微镜;微透镜阵列;非周期性算法;图正则化;超分辨率

中图分类号 O439

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202141.0918001

## Research on Microscopic Imaging of High Resolution Light Field Based on Graph Regularization

Yang Feifan<sup>1,2</sup>, Li Hui<sup>1,2,3\*</sup>, Peng Jing<sup>1,2</sup>, Wu Yuntao<sup>1,2</sup><sup>1</sup> School of Computer Science and Engineering, Wuhan Institute of Technology, Wuhan, Hubei 430205, China;<sup>2</sup> Hubei Key Laboratory of Intelligent Robot, Wuhan, Hubei 430205, China;<sup>3</sup> School of Chemistry and Chemical Engineering, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China

**Abstract** With regard to the low spatial resolution in light field microscopy, we proposed a method based on graph regularization and reconstructed a super-resolution light field. As a result, high-resolution view angle images of the light field were obtained. Firstly, the images of the light field were aperiodically extracted. Then, the super-resolution issue in the light field was transformed into a global optimization problem, in which the complementary information between those images was applied for smoothing regularization. Finally, the gradient descent algorithm minimized the objective function and thus reconstructed the high-resolution view angle images. Experimentally, a light field microscope, equipped with an objective lens, a microlens array, and a CCD, collected the data of the light field, and then graph regularization was used to reconstruct the high-resolution light field. Compared with the traditional methods, the proposed method has small calculation amount in disparity estimation and high imaging quality, and effectively retains the original light field structure.

**Key words** microscopy; light field microscope; microlens array; aperiodicity algorithm; graph regularization; super-resolution

**OCIS codes** 180.4243; 110.0180; 110.1758; 200.3050

收稿日期: 2020-09-30; 修回日期: 2020-11-18; 录用日期: 2020-12-01

基金项目: 国家自然科学基金(51703071, 61771353)、湖北省自然科学基金面上项目(2019CFB553)、湖北省教育厅科研重点项目(D20171504)、智能机器人湖北省重点实验室开放基金项目(HBIR201901, HBIR202001)

\* E-mail: lihui00317@163.com

# 1 引言

光场显微镜(LFM)<sup>[1-5]</sup>是一种采用计算成像技术的新型立体成像设备,无需扫描便能获得目标物体的三维信息。该设备的核心关键在于其可通过记录光经过样品时的二维空间和角度信息,快速获得目标物体的三维信息。因此,该设备在光学生物成像<sup>[6-11]</sup>中具有极佳的应用潜力,Prevedel 等<sup>[12]</sup>利用光场显微镜,对斑马鱼幼体中神经元进行了高速三维成像。Li 等<sup>[13]</sup>利用光声成像技术,获得了小鼠内部器官图像;Wu 等<sup>[14]</sup>也利用该技术,对小白鼠皮肤进行了无创烧伤诊断和烧伤愈合监测。对比光声成像技术,光场显微镜虽然成像深度较浅,但能实现高速三维成像,其成像速度较前者更快。当前主流光场显微镜结构及成像算法由 Levoy 提出,即在传统光学显微镜的中间像面处插入一个微透镜阵列,通过单次曝光便可获得目标物体的四维光场信息。但是,由 Levoy 提出的光场显微镜成像算法,是以牺牲空间分辨率为代价增加角度分辨率,这会严重影响最终的成像分辨率,甚至低于原始 CCD 的分辨率。这个问题大大限制了光场显微镜的应用范围,亟待解决。

通常,光场显微中的空间分辨率,取决于微透镜阵列中单个微透镜的像素个数;在不改变角度分辨率的前提下,减小传感器的像素尺寸,可增加单个微透镜对应的像素个数,这是增强空间分辨率的最为直接的方法。但传感器像素尺寸减小,带来的是传感器处通光量的减少,非常容易产生尖锐噪声,会使图像质量大幅度下降。因此,在不改变当前光场显微镜光学结构的前提下,充分利用光场相互间的互补信息,也是增强空间分辨率的一条有效途径。2009 年,Bishop 等<sup>[15]</sup>首次提出了光场的超分辨率重建算法,应用盲反卷积方法对光场进行了超分辨率重建,但该方法仅仅针对微透镜图像进行直接重建,这就需要提前知晓精准的相机内部几何关系。Wanner 等<sup>[16]</sup>利用结构张量算符,直接从极线斜率上提取每个视图,在贝叶斯框架下完成了超分辨率重建;这种方法虽然无需知晓精准的相机内部几何关系,但在一定程度上损失了图像的边缘信息,并且每个视图都是单独进行超分辨率重构,并没有充分利用视图之间的依赖关系。此外,Yoon 等<sup>[17]</sup>利用两级卷积神经网络进行超分辨率重建,首先借鉴单帧超分辨率方法对给定的光场视图进行超分辨率重构,然后在超分辨率基础上合成新的高分辨率

视图;该方法虽然对于每个视图进行了独立超分辨率重建,但仍旧没有考虑光场结构的影响。

针对以上问题,本文提出了一种利用光场中互补信息的光场超分辨率重构算法。该算法不需要进行大量样本训练,无需使用深度学习方法,也不需要预先知晓相机内部精确的几何关系;但可以大幅度提升所有视图的分辨率,并有效保留了光场结构。具体来说,本文是将光场空间超分辨率问题转化为全局优化问题,即求解目标函数最小化问题。选取的目标函数由三项组成:第一项为数据保真项,第二项为每个视图在其他视图中的互补信息,第三项是基于图的先验知识,通过沿定义光场几何结构的光场极线,强制平滑来生成高分辨率视图。这三项共同组成一个二次型目标函数,通过最速下降迭代后,便可得到所有视图的超分辨率重构结果。实验表明:本文所提出的算法,其峰值信噪比(PSNR)和结构性相似指数(SSIM)两个量化指标,较 Farrugia 等<sup>[18]</sup>的结果要好。这说明本文所提出的算法,无论是在视觉质量方面,还是在重构误差方面,均可以与当前现有先进的光场超分辨率算法相媲美。

# 2 理论

本文通过将光场的超分辨率问题转化为求解目标函数最小化的问题,期望解决光场显微成像分辨率偏低的问题;首先构造光场的降质模型,作为目标函数的数据保真项;再计算微透镜阵列的偏移量,标定微透镜阵列的中心位置,获得像素点在相邻视图中的投影情况;最后利用图的正则化对结果进行有效平滑,通过目标函数最小化的求解,获得高分辨率视图。具体算法流程,如图 1 所示。

## 2.1 偏移量计算

当视点在主透镜平面时,主透镜焦距为  $f_1 = 5.2 \text{ mm}$ ,微透镜阵列焦距为  $f_2 = 5 \text{ mm}$ ,单个微透镜孔径直径为  $M$ ,主透镜面到微透镜阵列间距离为  $L_1$ ,微透镜阵列到像面间距离为  $L_2$ ,视点的高度为  $H$ ,第  $k$  个微透镜中心的位置为  $h_k$ ,视点对应第  $k$  个微透镜的偏移量为  $\Delta_k$ ,以及对应的子图像位置为  $P_k$ 。根据图 2 中相似三角形原理,可以得到<sup>[18-19]</sup>

$$\frac{\Delta_k}{H - h_k} = \frac{L_2}{L_1}, \quad (1)$$

式中: $h_k = (k - 1)M$ 。

进一步可推出视点对应第  $k$  个微透镜的偏移量为

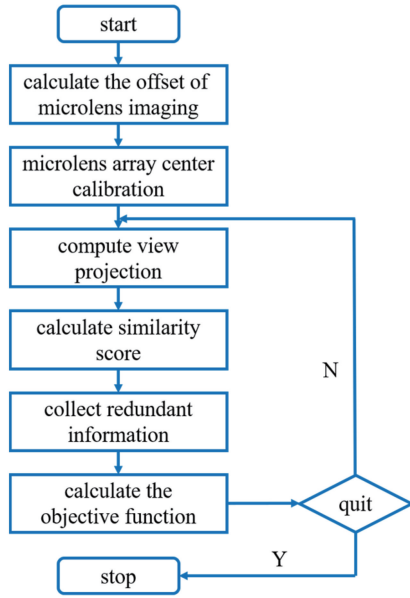


图 1 算法流程图

Fig. 1 Algorithm flow chart

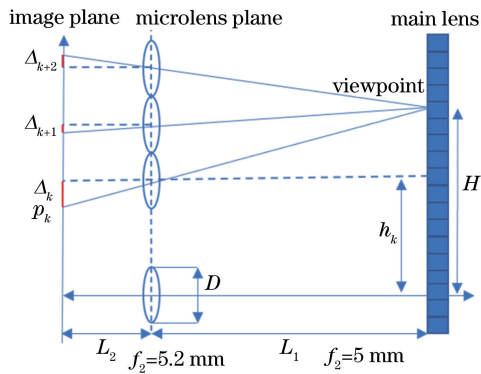


图 2 视点和投影点关系图

Fig. 2 Relationship between viewpoint and projection point

$$\Delta_k = \frac{L_2}{L_1}(H - h_k) = \frac{L_2}{L_1}[H - (k - 1)M]. \quad (2)$$

随后再计算出单个微透镜的偏移量,并根据偏移量进行视差估计,最终可计算出视图中像素点在相邻视图中的投影情况。

## 2.2 光场图像的降质模型

物体在光学成像过程中,会因为散焦、衍射、传感器模糊、高斯白噪声以及椒盐噪声等噪声的污染,造成图像质量下降,并最终导致图像的退化<sup>[20]</sup>。当进行光场的重构时,需要建立降质模型,用以描述图像的退化过程,建立高分辨率视图与低分辨率视图之间的数学关系。此处,可以假设光场视图的降质模型为

$$\mathbf{V}_i = \mathbf{DB}_i \mathbf{U}_i + \mathbf{N}_i, \quad (3)$$

式中: $\mathbf{V}_i$  代表低分辨率图像,该低分辨率图像的空间分辨率为  $M \times N$ ,且所有光场视图可以表示为

$\mathbf{V} = \{\mathbf{V}_i\}_{i=1}^k$ ,其中  $k$  为光场视图的数量; $\mathbf{U}_i$  为  $\mathbf{V}_i$  对应视图的高分辨率图像结果,可假设  $q$  为空间分辨率提高的倍数,则  $\mathbf{U}_i$  空间分辨率为  $qM \times qN$ ; $\mathbf{D}$  为模糊矩阵,表示图像采集过程中经历的模糊程度; $\mathbf{B}_i$  为采样矩阵,表示图像在采集过程中经历的下采样影响; $\mathbf{N}_i$  为附加噪声,表示图像成像过程中经历的各种外界噪声。

光场可以从不同的视差角度获取场景信息,即采样时在一个视图中丢失的细节可能会在另一个视图中保留。因此,从一个视图中可以提取其他视图相对应的互补光场信息,用以增强其分辨率。于是,引入极大似然估计算子(ML)提取其他视图中的互补信息,

$$\hat{\mathbf{U}} = \sum_{i=1}^k \rho(\mathbf{DBF}_i \mathbf{U}_i - \mathbf{V}_i), \quad (4)$$

式中: $\rho$  为估计算子,即  $\rho(\mathbf{DBF}_i \mathbf{U}_i - \mathbf{V}_i)$  代表光场图像经过降质模型的退化过程后与光场视图  $\mathbf{V}_i$  之间的差异性;当视差角度变化后, $\mathbf{F}_i$  为视图间的形变矩阵;当  $\sum_{i=1}^k \rho(\mathbf{DBF}_i \mathbf{U}_i - \mathbf{V}_i)$  达到最小时,所求得的  $\hat{\mathbf{U}}$  就是其他视图所带有的互补光场信息。

## 2.3 正则化超分辨率重建

降质模型描述了从高分辨率视图获取低分辨率视图的过程,而光场的视图超分辨率重建,则是图像退化的逆过程。超分辨率重建与图像的退化过程是相反的,即在(3)式中已知  $\mathbf{V}_i$  的情况下,寻找  $\mathbf{U}_i$  的最优近似解的过程。于是,可以将光场分辨率问题巧妙转化为求解目标函数最小化问题。构造光场分辨率提升所需要的最小化目标函数为<sup>[19,21]</sup>,

$$u = \operatorname{argmin}\{F_1(u) + F_2(u) + \lambda_3 F_3(u)\}. \quad (5)$$

其中,

$$F_1(u) = \sum_{i=1}^k \|\mathbf{DBU}_i - v_i\|_2^2, \quad (6)$$

$$F_2(u) = \sum_{i=1}^k \rho(\mathbf{DBF}_i \mathbf{U}_i - \mathbf{V}_i), \quad (7)$$

$$F_3 = \mathbf{f}^T \mathbf{L} \mathbf{f}, \quad (8)$$

式中: $F_1$  为数据保真项,用于描述成像过程中噪声对分辨率结果提升的影响; $F_2$  为提取视图  $u_i$  在其他视图中的互补光场信息; $F_3$  为基于图的拉普拉斯正则化器,其中图的拉普拉斯矩阵  $\mathbf{L}$  在 2.3 节中定义; $\lambda_3$  为正则化系数,用来调节正则项权重值; $\|\cdot\|_2$  代表 2 范数。

## 2.4 拉普拉斯正则化

为了获取高分辨率光场图像,可对光场所有视图进行建模,构造无向图  $G = (N, E, W)$ ,

$$W: E \subseteq (N \times N) \rightarrow R^{N \times N}, \quad (9)$$

式中:  $N$  为图顶点的集合, 代表了光场中的所有像素点;  $R$  为光场中的所有视图;  $E$  为视图中像素点与它在其他视图中的投影;  $W$  为边上的权值。

利用无向图原理, 可构造出图的拉普拉斯矩阵  $L=C-A$ , 其中,  $A$  为图的邻接矩阵, 表示图中顶点的连接关系。  $C$  为图的度矩阵, 其对角线上的元素为该顶点与其他顶点连接权值之和。 而矩阵  $C$  的定义为

$$\left\{ \begin{array}{l} \mathbf{A} = \begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} & A_{13} & \cdots & A_{1n} \\ A_{21} & A_{22} & A_{23} & \cdots & A_{2n} \\ A_{31} & A_{32} & A_{33} & \cdots & A_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ A_{n1} & A_{n2} & A_{n3} & \cdots & A_{nn} \end{pmatrix}, \\ \mathbf{C} = \begin{pmatrix} d_1 & & & & \\ & d_2 & & & \\ & & d_3 & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & d_n \end{pmatrix}, \end{array} \right. \quad (10)$$

$$d_i = \sum_{j=1}^N W_{(i,j)}, \quad (11)$$

式中:  $W_{(i,j)}$  为权值。 具体计算公式为

$$W_{(i,j)} = \begin{cases} \exp\left[-\frac{\|p_i(x) - p_j(x)\|^2}{\sigma^2}\right], & \text{if } (i,j) \in E \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (12)$$

(12) 式采用高斯滤波, 可以有效去除平滑区域的噪声。  $\sigma$  为可调的常数权值;  $W_{(i,j)}$  为顶点  $i$  与顶

点  $j$  的边之间的权值;  $p_i(x) - p_j(x)$  为点  $i$  和点  $j$  在邻域内的灰度差值; 该邻域大小取为  $2\delta \times 2\delta$ , 其中,  $\delta$  为视差角度。

在无向图中, 可利用像素点的灰度差值来计算像素点的相似性, 具体计算公式为

$$\Delta f_i = \sum_{j \in N_i} A(i,j)(f_i - f_j), \quad (13)$$

$$\Delta \mathbf{f} = \begin{pmatrix} \Delta f_1 \\ \vdots \\ \Delta f_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} d_1 f_1 - A_{1,1} f \\ \vdots \\ d_N f_N - A_{N,1} f \end{pmatrix} = (\mathbf{C} - \mathbf{A}) \mathbf{f}. \quad (14)$$

光场中, 视差角度的变化在不同视角图中体现为像素点的平移。 因此计算像素点的相似性时, 需要设定搜索窗口为  $2\delta$ ; 不在搜索窗口内的像素点, 则与中心像素点不存在任何连接关系。

由(13)式和(14)式可以得到基于图的拉普拉斯正则化器的计算公式为

$$F_3 = \frac{1}{2} \sum_i \sum_{j \sim i} W_{i,j} (f_i - f_j)^2. \quad (15)$$

### 2.5 正则化的迭代实现

综上所述, 本文所用正则化算法的计算表达式为

$$\hat{U} = \arg \min_x \left( \sum_{i=1}^k \| \mathbf{D} \mathbf{B} \mathbf{U}_i - \mathbf{V}_i \|_2^2 + \sum_{i=1}^k \rho (\mathbf{D} \mathbf{B} \mathbf{F}_i \mathbf{U}_i - \mathbf{V}_i) + \frac{1}{2} \sum_i \sum_{j \sim i} W_{i,j} (\mathbf{U}_i - \mathbf{U}_j)^2 \right). \quad (16)$$

为了便于计算和推导, 采用最速下降法求解上述正则化算法(16)式, 具体迭代为

$$\hat{U}_{x+1} = \hat{U}_x + \beta \left[ \sum_1^k \mathbf{D}^T \mathbf{B}^T (\mathbf{D} \mathbf{B} \mathbf{U}_i - \mathbf{V}_i) + \sum_1^k \mathbf{D}^T \mathbf{B}^T \mathbf{F}^T \sin(\mathbf{U}_i) (\mathbf{D} \mathbf{B} \mathbf{F} \mathbf{U}_i - \mathbf{V}_i) + \frac{1}{2} \lambda \sum_x \sum_{j \sim x} W_{x,j} (\mathbf{U}_x - \mathbf{U}_j)^2 \right], \quad (17)$$

式中:  $\beta$  为迭代步长;  $\mathbf{F}^T$  代表像素点的反向平移过程;  $\sin(\mathbf{U}_i)$  为 ML 估计算子的影响函数;  $\lambda$  为正则项权重系数。

## 3 结果分析与讨论

在实验装置中, 采用了江南显微镜公司的 185 型号消色差物镜(参数为 10/0.25, 即物镜放大倍数为 10、数值孔径为 0.25NA), Thorlabs 公司的 MLA150-5C 型光学玻璃微透镜阵列(节距为 0.15 mm, 焦距为 5.2 mm, 阵列数为  $60 \times 60$ ), 以及

华腾威视公司的 MV-SUA500C-T 型号的 CCD(像元尺寸为  $2.2 \mu\text{m} \times 2.2 \mu\text{m}$ ,  $5 \times 10^6$  pixel, 传感器为 1/2.5 CMOS, 像素数为  $3180 \times 3180$ ); 并根据 Levoy 提出的 LFM 理论, 搭建了光场显微成像实验测试平台, 具体实验装置如图 3 所示。 图 3(b) 中, 微透镜阵列放置在显微物镜的焦平面上, 相机则放置在微透镜的后焦平面上。 根据 LFM 理论可知, 当光线从目标物体发出, 经过微透镜阵列落在 CCD 焦平面上时, 可以采集获取此时目标物体的四维光场信息。 对于光场显微镜而言, 其空间分辨率取决

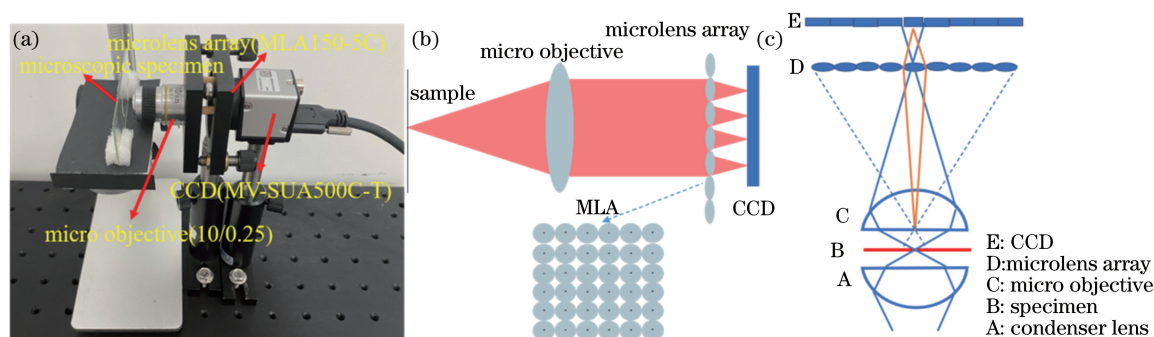


图 3 实验装置图。(a)光场显微镜实验平台;(b)光场显微装置示意图;(c)光场显微镜原理图

Fig. 3 Experimental setup. (a) Light field microscope experimental table; (b) schematic diagram of light field microscopy device; (c) schematic diagram of light field microscope

于微透镜的数量,而每个微透镜对应的像素数决定其角度分辨率。

为保证所采集到光场数据的准确性,首先需采集实验装置的白图像,并利用白图像对所使用的微透镜阵列进行标定。具体思路为:采用平行白光作为光源,则光线通过微透镜阵列后,产生会聚现象;相应微透镜阵列中心处会聚的光斑亮度最高。根据这一会聚特性,则可采用基于光强强度峰值检测的方法,对微透镜阵列进行有效标定。本文标定方法的具体流程为:1)多角度采集入射光的白图像;2)对采集的白图像进行均值处理;3)利用峰值检测方法,求出白图像的中心坐标。本文方法相较于传统的基

于边缘检测的标定方法,可有效避免因为渐晕效应而导致微透镜阵列边缘模糊、无法正确标定的问题。具体标定结果,如图 4 所示。

从标定结果图 4(b)可以看出,每个微透镜的中心都被正确标定出来,相对而言,标定误差较小;且无需知道每个单元微透镜的尺寸,即可标定出每个微透镜中心在图像中的位置。而传统的基于边缘检测的方法,由于渐晕效应而导致边缘模糊,无法正确标定,具体结果如图 4(a)所示。在该结果对比图 4(a)中,还出现了大量错位标定的信息,即将原本不是微透镜阵列区域错误标定为微透镜阵列,这将带来较大误差,严重影响后续的超分辨率重建。

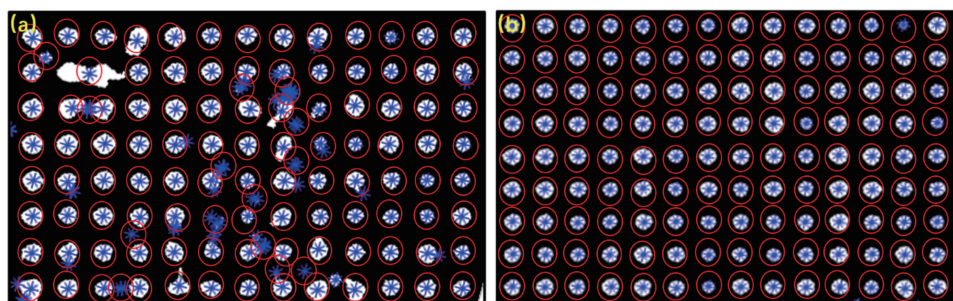


图 4 微透镜阵列标定图。(a)传统标定图;(b)峰值检测标定图

Fig. 4 Calibration of microlens array. (a) Traditional calibration; (b) peak detection calibration

在确定微透镜阵列的中心后,下一步需要根据所获得的光场数据来提取出相应的视图。当前,国内外已存在较多不同类型的提取光场数据获得视图的方法,较为直观的是周期性提取方法。但由于本文非专门讨论光场提取算法,于是选择周期性提取方法和非周期性提取方法来获取光场的视图信息,并加以对比、分析及讨论。通过上述这两种提取方法,可以得到光场的视图结果,如图 5 所示。

在光场显微成像实验中,选择的目标物体是蝗虫标本和 USAF-1951 分辨率板,放置于显微物镜前方,具体如图 3 所示。通过这两个目标物体,分别

采集得到的相应光场信息,如图 5(a)、(b)所示,图中最小标度尺数值均为  $500 \mu\text{m}$ 。若采用周期性和非周期性方法提取的视角图,如图 5(c)~(f)所示。从上述实验结果图中可以发现,原始光场图像因为使用微透镜阵列采集光场信息,存在较为明显的伪影,而通过提取每个微透镜中的像素块,获取的视角图则有效消除了这种伪影现象。对比所使用的两种视图提取算法可以发现,与传统的周期性提取方法相比,非周期性提取方法获得的视角图分辨率更高,噪声更少,边缘更清晰,更有利于进行下一步的超分辨率重建。于是,本文选取非周期性提取算法进行

视图的提取工作,并作为本文算法的对比方法之一。  
根据非周期性的方法提取出所有的视角图后,运

用第二部分提出的基于图的正则化方法,进行了光场超分辨率重建,相应的超分辨率重建结果如图 6 所示。

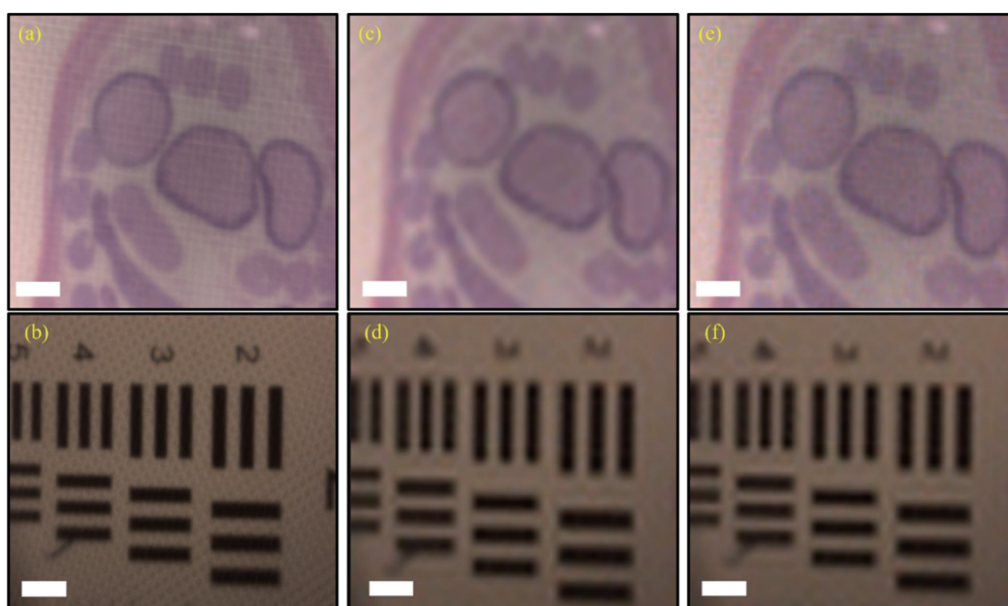


图 5 光场显微图像和视角图。(a)(b)光场显微图;(c)(d)周期性视角图;(e)(f)非周期性视角图

Fig. 5 Light field micrograph and perspective images. (a)(b) Light field micrograph; (c)(d) periodic perspective image; (e)(f) aperiodic perspective image

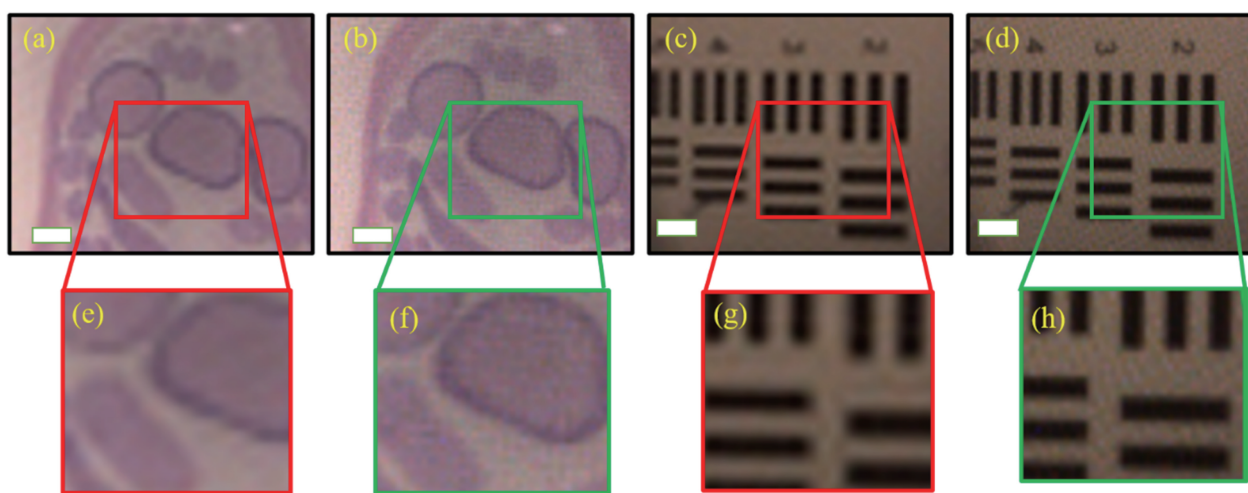


图 6 超分辨率视图。(a)(c)非周期性视角图;(b)(d)本文方法重构出的超分辨率视图;(e)~(h)局部放大图

Fig. 6 Super-resolution perspective images. (a)(c) Aperiodic perspective image; (b)(d) super-resolution perspective image by proposed method; (e)–(h) local magnification views

图 6 中最小标度尺数值仍为  $500 \mu\text{m}$ 。对比图 6(a)~(d)可以发现,所提取的视角图存在较为明显的块状效应,特别是在图像中边缘处存在较为明显的锯齿状颗粒。这是由于非周期性算法是提取每个微透镜中的  $3 \times 3$  像素块,然后将这些像素块按照微透镜阵列排列方位进行拼接,最终得到相应的视角图。但每个像素块之间存在较为明显的差异,因而随机形成了块状效应。而在图 6(b)和图 6(d)中,是通过本文算法先计算视图中每个像素点在其他视图

中的投影,然后通过基于图的拉普拉斯正则化计算,还原出每个像素点最清晰的像素值。由于在重建过程中,是直接对每一个像素点单独进行操作,所以重建后的图像不存在任何的块状效应,相应分辨率较非周期性提取算法又有了进一步的提升。对图 6(e)和图 6(f),以及图 6(g)和图 6(h)进行对比可以发现,采用本文算法重建后的图像更加平滑,边缘更加清晰,锯齿状颗粒大幅减少,总体来说,可大幅提升光场显微成像的分辨率。

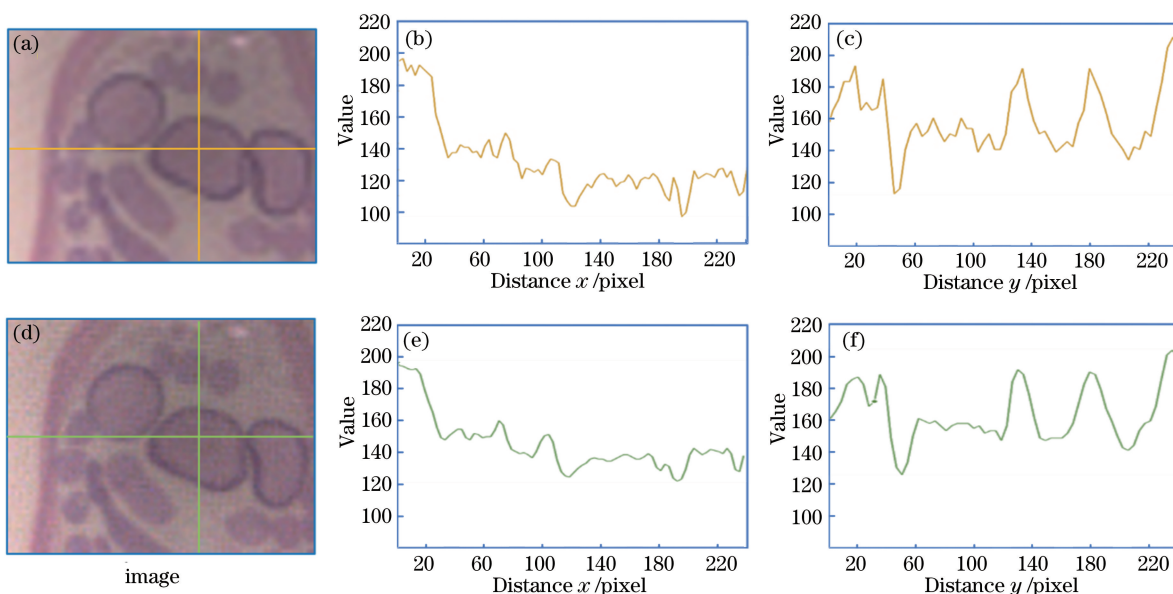


图 7 蝗虫图的像素值分布。(a)非周期性视角图;(d)本文方法重构的超分辨率视图;(b)(c)(e)(f)图(a)(d)的像素值分布图  
 Fig. 7 Distributions of pixel value for locust image. (a) Aperiodic perspective image; (d) super-resolution perspective image by proposed method; (b)(c)(e)(f) distributions of pixel value of Fig. (a) and (d), respectively

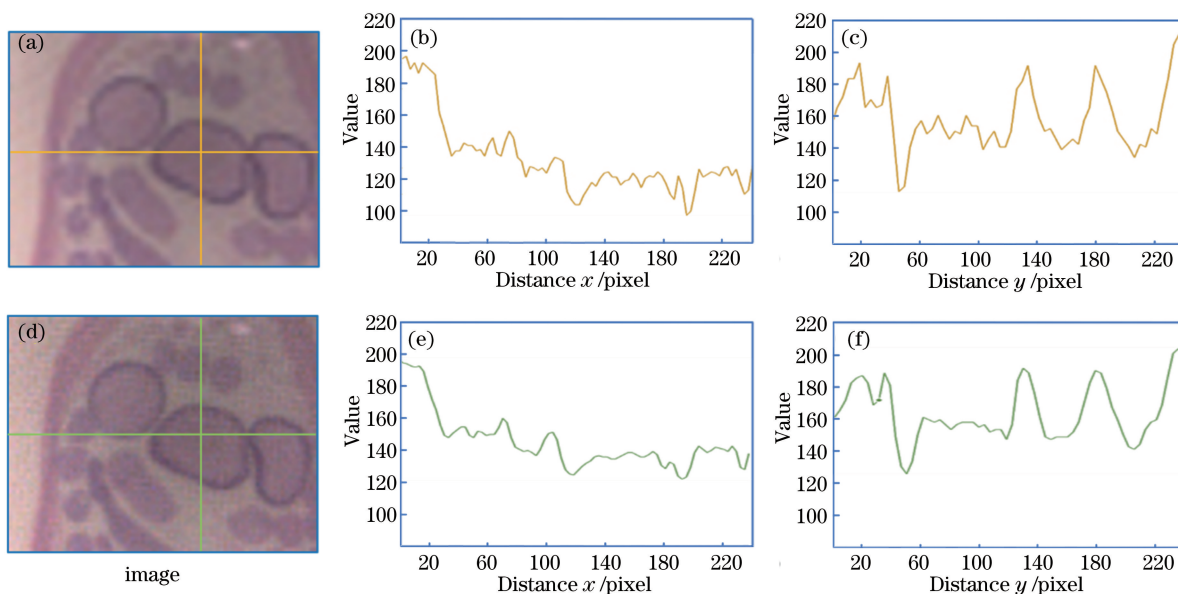


图 8 分辨率板的像素值分布。(a)非周期性视角图;(d)本文方法重构的超分辨率视图;(b)(c)(e)(f)图(a)(d)的像素值分布图  
 Fig. 8 Distributions of pixel value for resolution board. (a) Aperiodic perspective image; (d) super-resolution perspective image by proposed method; (b)(c)(e)(f) distributions of pixel value of Fig. (a) and (d), respectively

表 1 USAF-1951 图像分辨率

Table 1 USAF-1951 image resolution

Item	Aperiodic perspective image	Super-resolution perspective image by proposed method
Resolution /mm	5.0396	5.6568

图 7(b)(c)(e)(f)、图 8(b)(c)(e)(f)分别为非周期性视角图和本文方法重构的超分辨率图像在  $x$  和  $y$  方向上的像素值分布图。可以看出,重建后图像与原图像的像素值分布图的波形基本相同,但重

建后图像的波形更为平滑,说明重建时消除了图像中存在的噪声点,可以大幅提升图像质量。表 1 展示了使用了 USAF-1951 图像分辨率板计算的结果,采用非周期性提取视角图方法计算出的分辨率

为 5.0396 lp/mm; 而采用本文方法重建图像计算出的分辨率为 5.6568 lp/mm。相对于非周期性提取视角图方法来说, 本文重建算法将相应的光场显微成像的分辨率提升 12%, 可以较大程度改善光场显微图像分辨率偏低的问题。

为了进一步证明本文算法的有效性, 采用双三次插值和 Farrugia 等<sup>[18,21]</sup>提出的主成分分析 (PCA) 算法作为对比实验, 对采集到的光场显微图像进行超分辨率重建, 并与本文算法得到的结果进行比较, 对比实验结果如图 9 和图 10 所示。

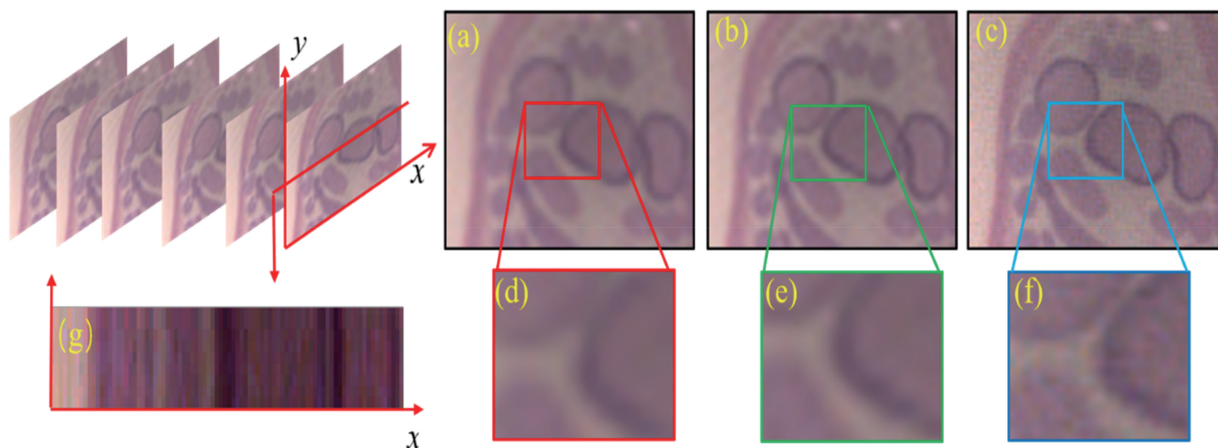


图 9 蝗虫图实验结果比较。(a) 双三次插值; (b) PCA 算法; (c) 本文算法; (d)~(f) 局部放大图

Fig. 9 Comparison of experimental results of locust image. (a) Bicubic interpolation; (b) PCA method; (c) proposed method; (d)–(f) local magnification views

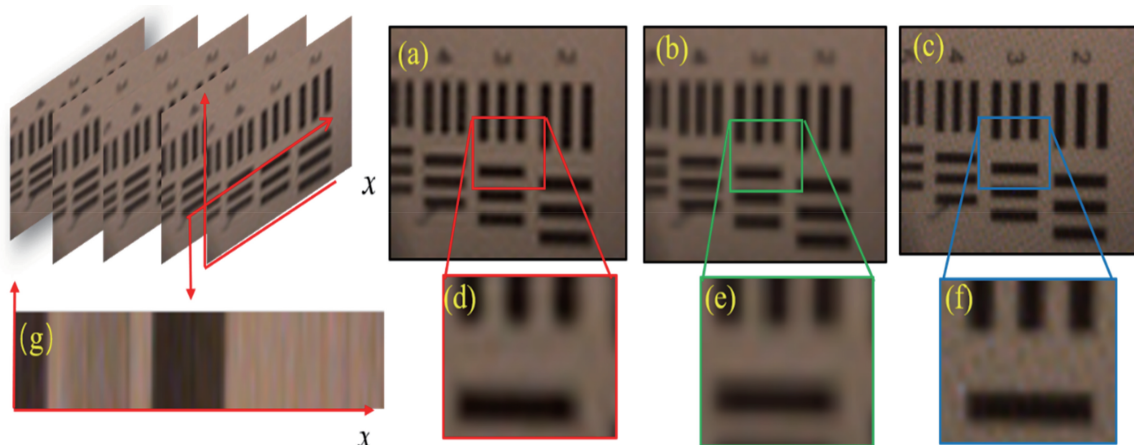


图 10 分辨率板实验结果比较。(a) 双三次插值; (b) PCA 算法; (c) 本文算法; (d)~(f) 局部放大图

Fig. 10 Comparison of experimental results of resolution board. (a) Bicubic interpolation; (b) PCA method; (c) proposed method; (d)–(f) local magnification views

使用双三次插值时, 是对每个视图进行独立的超分辨率重构, 并没有利用其他视图中的互补信息, 其相应的重建效果较差。并且由于在重建过程中平滑了整个图像, 导致整个图像边缘较为模糊, 有大量特征信息丢失, 可以主观认定该结果为三种对比算法中最差。而图 9(b) 和图 10(b) 使用 PCA 算法, 是分别对每个子孔径图像进行了投影, 然后利用多元岭回归学习了低分辨率和高分辨率之间的线性映射函数, 最后利用映射函数对结果进行超分辨率重构<sup>[18,21]</sup>。相较于图 9(b) 中提取子孔径图像块进行

投影, 本文算法则是直接进行像素点投影, 充分利用了光场视图中的互补信息, 并且不需要进行大量数据的训练样本的学习。图 9(g)、图 10(g) 提取了超分辨率光场的水平切片, 得到了相应的对极平面图像 (EPI)。从实验结果图可以看出, 蝗虫细胞的边缘在 EPI 中形成了多条不同的直线, 且所形成的直线较为清晰并具有一定的斜率。这表明本文算法在重建时, 可以较好地保留图像边缘信息, 与此同时, 重建图像之间仍可以保持一定的角度关系, 并且仍旧保留了原始光场视图之间的联系。对应的分辨率



板实验也再次证明了这一点。从实验结果图可以看出,重建图像边缘较为清晰,也可以得到斜率清晰的光场极平面图;而且重建视图之间,仍可以保持原有的视差关系。这表明本文方法可以与当前先进深度学习学习方法<sup>[22]</sup>相媲美。

此外,由于当前光场显微成像领域,暂时还没有广泛认可、统一的评价光场显微成像质量的标准或指标,本文就借用传统数字图像处理中的 PSNR 和 SSIM 两个量化指标,仔细对比评价了相应方法的光场显微成像的图像质量。而所采用的 PSNR 和 SSIM 公式为

$$R_{SN} = 10 \times \log_{10} \left\{ \frac{255}{mn \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} [u(x,y) - v(x,y)]^2} \right\}, \quad (18)$$

$$M_{SSI} = \frac{(2\mu_u\mu_v + c_1)(2\sigma_{uv} + c_2)}{(\mu_u^2 + \mu_v^2 + c_1)(\sigma_u^2 + \sigma_v^2 + c_2)}, \quad (19)$$

式中: $u(x,y)$ 和 $v(x,y)$ 分别为重建后图像和原始图像,大小均为 $m \times n$ ;而 $\mu_u$ 和 $\mu_v$ 分别为 $u$ 和 $v$ 的均值; $\sigma_u^2$ 和 $\sigma_v^2$ 分别为 $u$ 和 $v$ 的方差; $\sigma_{uv}$ 为 $u$ 和 $v$ 的协方差。

经过计算得到的对比实验数据,如表 2 所示。从表 2 可以看出,相较于双三次插值方法、PCA 算法而言,本文算法计算得到的 PSNR 值更高,并且相对应的 SSIM 值也更高。这表明使用本文方法相较于传统方法进行超分辨率重建后,重建结果具有更高的图像质量,可以较为有效地提升光场显微的分辨率。

表 2 图像质量对比表

Table 2 Image quality comparison

Item	Bicubic	PCA method	Proposed method
PSNR /dB	36.42	37.50	38.22
SSIM	0.9510	0.9560	0.9620

## 4 结 论

针对光场显微成像中空间分辨率较低的问题,本文提出了一种基于图的正则化的光场超分辨率重建方法,充分利用不同视图间的互补信息来增强空间分辨率。与其他现有的先进光场超分辨率实现方法相比,本文方法对光场所有的视图进行了同等质量的重构,不依赖深度学习方法,无需训练大量的样本数据,仍旧可以获得高清光场显微成像结果。经过一系列的实验对比,结果表明,无论在直观视觉质

量,还是在客观量化指标方面,本文算法都具有较好的效果,可以与当前先进的深度学习光场超分辨率重构方法相媲美。但是,本文方法仍旧存在提升的空间。在后期的工作中,需要考虑使用一些边缘保持技术,进一步提升重建图像的边缘细节信息。

## 参 考 文 献

- [1] Levoy M, Ng R, Adams A, et al. Light field microscopy [J]. ACM Transactions on Graphics, 2006, 25(3): 924-934.
- [2] Guo C L, Liu W H, Hua X W, et al. Fourier light-field microscopy[J]. Optics Express, 2019, 27(18): 25573-25594.
- [3] Stefanou A, Page J, Symvoulidis P, et al. Artifact-free deconvolution in light field microscopy [J]. Optics Express, 2019, 27(22): 31644-31666.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] Li H Y, Guo C L, Kim-Holzappel D, et al. Fast, volumetric live-cell imaging using high-resolution light-field microscopy [J]. Biomedical Optics Express, 2019, 10(1): 29-49.
- [7] Kim J, Moon S, Jeong Y, et al. Dual-dimensional microscopy: real-time *in vivo* three-dimensional observation method using high-resolution light-field microscopy and light-field display [J]. Journal of Biomedical Optics, 2018, 23(6): 066502.
- [8] Taylor M A, Nöbauer T, Pernia-Andrade A, et al. Brain-wide 3D light-field imaging of neuronal activity with speckle-enhanced resolution[J]. Optica, 2018, 5(4): 345-353.
- [9] Chen Z Z, Cai Z W, Liu X L, et al. Active method for accurate light field depth computation[J]. Chinese Journal of Lasers, 2019, 46(7): 0704005.  
陈智振, 蔡泽伟, 刘晓利, 等. 主动光场精确深度计算方法[J]. 中国激光, 2019, 46(7): 0704005.
- [10] Cohen N, Yang S, Andalman A, et al. Enhancing the performance of the light field microscope using wavefront coding [J]. Optics Express, 2014, 22(20): 24817-24839.
- [11] Lu Z, Wu J M, Qiao H, et al. Phase-space

- deconvolution for light field microscopy [J]. *Optics Express*, 2019, 27(13): 18131-18145.
- [12] 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.
- [13] Li W, Sun X, Wang Y, et al. In vivo quantitative photoacoustic microscopy of gold nanostar kinetics in mouse organs [J]. *Biomedical Optics Express*, 2014, 5(8): 2679-2685.
- [14] Wu Z Y, Duan F, Zhang J D, et al. In vivo dual-scale photoacoustic surveillance and assessment of burn healing [J]. *Biomedical Optics Express*, 2019, 10(7): 3425-3433.
- [15] Bishop T E, Zanetti S, Favaro P. Light field superresolution [C] // 2009 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), April 16-17, 2009, San Francisco, CA, USA. New York: IEEE Press, 2009: 1-9.
- [16] Wanner S, Goldluecke B. Spatial and angular variational super-resolution of 4D light fields [M]. Berlin: Springer, 2012: 608-621.
- [17] Yoon Y, Jeon H G, Yoo D, et al. Light-field image super-resolution using convolutional neural network [J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2017, 24(6): 848-852.
- [18] Farrugia R A, Galea C, Guillemot C. Super resolution of light field images using linear subspace projection of patch-volumes [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2017, 11(7): 1058-1071.
- [19] Peng J, Li H, Wu Y T. High resolution nonperiodic view extraction algorithm based on light field [J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(1): 0111015.  
彭晶, 李晖, 吴云韬. 基于光场的高分辨率非周期性视角图提取算法 [J]. *光学学报*, 2020, 40(1): 0111015.
- [20] Zhang B L. Image super-resolution reconstruction algorithm based on adaptive regularization [D]. Nanchang: Nanchang Hangkong University, 2019: 6-10.  
张本林. 基于自适应正则化的图像超分辨率重建算法 [D]. 南昌: 南昌航空大学, 2019: 6-10.
- [21] Rossi M, Frossard P. Geometry-consistent light field super-resolution via graph-based regularization [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(9): 4207-4218.
- [22] Zhang S, Lin Y F, Sheng H. Residual networks for light field image super-resolution [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: 11038-11047.