

基于局部最大梯度与最小强度先验的光场图像去模糊

赵宗晨^{1,2,3}, 刘春雨^{1,3*}, 徐明林^{1,3}, 张玉鑫^{1,3}, 刘帅^{1,3}, 胡荟灵^{1,2,3}¹中国科学院长春光学精密机械与物理研究所, 吉林 长春 130033;²中国科学院大学, 北京 100049;³中国科学院天基动态快速光学成像技术重点实验室, 吉林 长春 130033

摘要 空间三维重建在遥感、军事、航空航天等多种领域均有着重要应用。其中,光场成像技术被广泛应用,为了使三维重建更精确,需要对光场成像的每个平面清晰成像。因此,提高光场图像的像质是解决空间重建的关键。首先,将光场成像应用于空间成像系统中,建立基于波动光学的光场成像模型,降低了成像模型复杂性,仿真出光场原始图像。其次,根据光场数字重聚焦算法,进行数字调焦,得到不同对准平面处的光场图像。最后,由于相对运动造成的误差、数字重聚焦算法存在的一定误差和微透镜阵列在光路中成像造成中高频信号损失等因素,重聚焦图像模糊。现有的图像去模糊算法并不能满足光场成像技术所需的像质要求,因此,本文提出一种去除遥感光场重聚焦图像模糊的算法。该算法利用图像模糊会导致局部最小强度值变大和局部最大梯度值变小的先验知识,通过构建能量函数,使用改进的半二次分裂方法估计潜在图像和模糊核,以达到去模糊的目的。结果表明,所提算法在处理光场重聚焦图像上优于其他图像去模糊算法。

关键词 光场成像; 波动光学; 数字重聚焦; 图像去模糊

中图分类号 TP751

文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP232626

Deblurring Light Field Images Based on Local Maximum Gradient and Minimum Intensity Priors

Zhao Zongchen^{1,2,3}, Liu Chunyu^{1,3*}, Xu Minglin^{1,3}, Zhang Yuxin^{1,3}, Liu Shuai^{1,3}, Hu Huiling^{1,2,3}¹Changchun Institute of Optics, Fine Mechanics and Physics, Chinese Academy of Sciences,
Changchun 130033, Jilin, China;²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;³Key Laboratory of Space-Based Dynamic Fast Optical Imaging Technology, Chinese Academy of Sciences,
Changchun 130033, Jilin China

Abstract Space three-dimensional (3D) reconstruction is important across various domains, including remote sensing, military, and aerospace. Among these, light field imaging technology stands out as widely utilized. Enhancing the image quality of light field images is paramount for achieving more accurate 3D reconstructions. First, integrating light field imaging into space imaging systems and designing a model based on wave optics streamline the imaging process, thereby simulating the original light field image. Subsequently, employing digital refocusing algorithms enables the acquisition of light field images at different focal planes. However, challenges such as errors induced by relative motion, inaccuracies in digital refocusing algorithms, and signal loss due to microlens arrays in the optical path lead to image blurring. Current image deblurring techniques could not fulfil the stringent quality standards of light field imaging. Hence, this study introduces an algorithm to alleviate blurring in remote sensing light field-refocused images. An energy function is constructed by leveraging the insight that image blur correlates with increased local minimum intensity values and decreased local maximum gradient values. An enhanced semi-quadratic splitting method facilitates the estimation of potential images and blur kernels, thus achieving deblurring. Experimental results demonstrate the superiority of the proposed algorithm over existing image deblurring techniques for processing light field-refocused images.

Key words light field imaging; wave optics; digital refocusing; image deblurring

收稿日期: 2023-12-07; 修回日期: 2024-01-13; 录用日期: 2024-01-23; 网络首发日期: 2024-02-20

通信作者: *Mmliucy@163.com

1 引言

光场成像的发展历程可以追溯到 Gershun^[1]提出的光场成像概念及数学模型。由于当时微透镜加工工艺及精度的不足,其历经了针孔阵列、相机阵列、掩模版、微透镜阵列等变化。同时,光场理论模型也在逐渐优化:Adelson等^[2]提出了光场参数传递方程,并提出基于微透镜阵列的光场成像,将探测器放置在微透镜阵列的焦距处;Levoy等^[3]提出了光场参数化。

光场相机具有数字重聚焦的优势^[4],能够实现先拍照再聚焦的功能。Dansereau等^[5]发现数字重聚焦处理相当于对光场频域在一个双扇和超锥体交点的区域内进行超滤波,从而提出体积聚焦的光场滤波方法;Wang等^[6]将未聚焦区域图像的先验作为正则化项,提出了基于深度的各向异性过滤器来渲染未聚焦区域;Jayaweera等^[7]对光场频域在多个双扇和超锥体交点的区域内进行超滤波,实现多体积重聚焦。目前所研究的数字重聚焦技术都需要在空域或者频域进行插值处理。

由于相机拍摄出的图像存在各种各样的模糊,图像去模糊技术得到快速发展。Lumentut等^[8]通过大量模糊光场数据集训练低频去模糊的神经网络;Ruan等^[9]利用数字重聚焦技术生成大量离焦和聚焦图像对,提出一种卷积神经网络结构,用于去除散焦模糊;Ruan等^[10]利用散焦与聚焦之间的互相关性训练一种离焦去模糊的神经网络;Zhang等^[11]设计了一个端到端的网络框架,并应用于编码曝光摄影中;赵延康等^[12]提出一种基于多尺度注意力级联卷积神经网络的图像复原算法;李云鹏等^[13]提出一种基于归一化模糊度的分层景深叠加的图像去模糊算法。基于深度学习的图像去模糊数据集并不多,通常对与训练数据集相关的图像效果好,对其他的数据集图像效果一般,基于深度学习的去模糊算法鲁棒性不高。

Srinivasan等^[14]建立 3D 旋转模型,通过相机运动路径和锐化光场的先验进行盲去模糊处理;Su等^[15]建立了光场运动信息模型,发现光场频谱中条纹间距与模糊程度成反比的先验,提出一种光场去模糊的算法;Pan等^[16]发现清晰图像比模糊图像有更多的零灰度值,提出基于暗通道先验的去模糊算法;邱啟蒙等^[17]提出红通道与暗通道联合先验的水下图像去模糊算法;Pan等^[18]发现清晰图像相比于模糊图像强度值降低,提出一种使用 L0 正则化强度的图像去模糊算法;Wen等^[19]通过强度先验,提出一种改进的半二次分裂算法;

孙宇松等^[20]提出一种使用高斯低滤波器的多光谱图像去模糊算法;Ge等^[21]提出一种非线性通道先验的图像去模糊算法。光场相机拥有数字重聚焦的功能,使其在深度估计^[22]、三维重建^[23]等领域有着广泛研究和应用。

本文将光场成像系统应用于空间光学成像中,在顾梦涛等^[24]提出的波动光学分析方法的基础上进行光场成像仿真,并通过数字重聚焦处理得到重聚焦图像。为了提升光场全孔径图像的清晰度,本文提出一种光场重聚焦图像去模糊的算法,所提算法相较于目前主流图像去模糊算法有更好的图像清晰度。

2 光场相机成像模型及数字重聚焦算法

2.1 光场相机成像模型

目前,建立光学成像模型的方法有两大类:一类是基于几何光学^[25]的方法,另一类是基于波动光学^[24]的方法。由于基于几何光学的方法忽略了衍射效应,文献[24]已经证明基于波动光学的方法模拟出的图像更接近真实图像。

基于波动光学的模型的光场相机通过菲涅耳衍射公式和透镜透过率函数逐一推导出脉冲响应并建立点扩散函数(PSF)模型。为了简化成像模型,将单个物点所成像到探测器的位置进行约束,改进光场成像的波动光学模型。由于遥感成像属于非相干成像,并且可以将光场相机看作主系统、微透镜阵列系统,进而建立其模型。

非相干成像是光强度的线性不变系统,成像系统及标识如图 1 所示,其中, z_1 为物距, z_2 为主透镜到微透镜平面距离, z_3 为微透镜到探测器平面距离。系统的脉冲响应是相干成像系统的脉冲响应模的平方:

$$h_i = |h_c|^2. \quad (1)$$

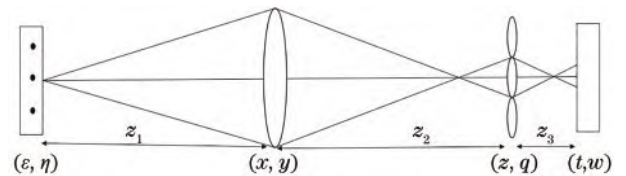


图 1 光场成像系统结构

Fig. 1 Structure of light field imaging system

依据非相干成像原理,考虑主镜系统,其中,主透镜具有表示为 P_1 的广义光瞳函数,并且其对应的脉冲响应^[24]为

$$h_1(z, q; \epsilon, \eta) = \frac{\exp(jkz_1) \exp(jkz_2)}{\lambda^2 z_1 z_2} \exp\left[\frac{jk}{2z_2} (z^2 + q^2)\right] \times \exp\left[\frac{jk}{2z_1} (\epsilon^2 + \eta^2)\right] \iint dx dy P_1(x, y) \times \exp\left[\frac{jk}{2} \left(\frac{1}{z_1} + \frac{1}{z_2} - \frac{1}{f_1}\right) (x^2 + y^2)\right] \times \exp\left\{-\frac{jk}{z_2} [(z - M\epsilon)x + (q - M\eta)y]\right\}, \quad (2)$$

式中: λ 是系统成像波长; 波矢大小 $k = \frac{2\pi}{\lambda}$; 从物体平面到图像平面的放大倍率 $M = -\frac{z_2}{z_1}$ 。令 $x' = \frac{x}{\lambda z_2}$ 和 $y' = \frac{y}{\lambda z_2}$, 则上述脉冲响应变为

$$h_1(z, q; \epsilon, \eta) = \exp(jkz_1) \exp(jkz_2) \exp\left[\frac{jk}{2z_2}(z^2 + q^2)\right] \times \exp\left[\frac{jk}{2z_1}(\epsilon^2 + \eta^2)\right] \times M \iint dx' dy' P_1(x' \lambda z_2, y' \lambda z_2) \times \exp\left\{\frac{jk}{2}\left(\frac{1}{z_1} + \frac{1}{z_2} - \frac{1}{f_1}\right)[(x' \lambda z_2)^2 + (y' \lambda z_2)^2]\right\} \times \exp\{-j2\pi[(z - M\epsilon)x' + (q - M\eta)y']\} \quad (3)$$

同理, 加入微透镜阵列系统后的脉冲响应^[24]为

$$h_2(t, w; x, y) = \exp(jkz_2) \exp(jkz_3) \times \exp\left[\frac{jk}{2z_3}(t^2 + w^2)\right] \times \sum_{m_1 \in M_1} \sum_{n_1 \in N_1} \exp\left\{\frac{-jk}{2f_2}[(m_1 D)^2 + (n_1 D)^2]\right\} \times \text{FFT}\left\{P_2[(u - m_1 D)\lambda z_3, (v - n_1 D)] \exp\left[\frac{jk}{2}\left(\frac{1}{z_2} + \frac{1}{z_3} - \frac{1}{f_2}\right)\right] \times h_1\right\} \quad (4)$$

$f_z = \frac{t}{\lambda z_3}, f_y = \frac{w}{\lambda z_3}$

式中: FFT 为傅里叶变换。整个成像系统的脉冲响应如式(4)所示, 由于单个物点通过主透镜成像到微透镜阵列处应为一个有限大小的光斑, 光斑的大小与物距相关, 通过计算即可得到光斑大小范围, 因此并不需要对整个微透镜阵列分析, 只需对微透镜阵列处进行范围约束, M_1 和 N_1 分别为被光斑约束的微透镜阵列大小集合。与文献[24]对整体的微透镜阵列进行仿真处理不同的是, 所提模型考虑了离焦光斑大小与微透镜阵列成像数量之间的对应关系。因此, 它只对某些微透镜进行成像仿真, 这样做可以缩短建模算法的运算时间。最后, 将脉冲响应转换为非相干成像的脉冲响应, 即 $h_i = |h_2|^2$, 即得到了成像系统的点扩散函数模型。建立光场成像的点扩散模型后便可以获取光场原始图像, 为后续的光场数字重聚焦处理和图像去模糊提供图像支持。

2.2 光场数字重聚焦算法

光场数字重聚焦算法通过算法调焦, 而非像传统相机一样使用机械调焦, 可以得到不同对准平面处的景物图像, 达到先拍照后调焦的效果。数字重聚焦算法能够实现是因为光场相机能够捕获光场的四维信息, 即光线的位置信息和方向信息, 通过对原有对准平面的四维信息进行插值处理, 得到新的对准平面的四维信息。

目前, 光场数字重聚焦算法分为两大类: 一类是空间域光场数字重聚焦算法^[26], 一类是频率域光场数字重聚焦算法^[4]。两种算法各有优劣, 但都需要插值处理, 常青等^[27]发现频率域对插值的精度影响要大于空间域的算法。因此, 在光场成像中, 数字重聚焦算法的精度误差是不容忽视的。本研究使用的是空间域数字重聚焦算法。

3 光场重聚焦图像去模糊

光场重聚焦图像模糊的原因在于:

1) 光场相机结构中光斑与微透镜相对运动造成的误差^[15]。物点通过主透镜成像到微透镜平面, 光斑

相对于微透镜阵列出现相对运动。

2) 光场数字重聚焦算法在插值处理上有一定的误差^[27]。数字重聚焦处理相当于对光场进行重新分布, 需要从原来的光场分布中获取重聚焦后的光场分布值。

3) 在光场成像系统中, 微透镜阵列参与成像, 导致中高频信号损失, 导致光场重聚焦图像模糊。分析其模糊原因后, 由于难以估计出模糊核, 故使用盲去模糊处理。

根据图像去模糊的模型, 模糊过程可以建模成卷积运算^[18]:

$$B = I \otimes K + n, \quad (5)$$

式中: K 为模糊核; I 为清晰图像; B 为模糊图像; n 为噪声; $\otimes$ 为卷积算子。

目前对于普通模糊图像的先验信息有暗通道先验(DCP)^[16]、L0 正则化强度和梯度先验(L0)^[18]、非线性通道先验(NLC)^[21]和局部最小强度先验(PMP)^[19]等。DCP 和 L0 算法都用 L0 范数处理先验项, 会导致图像过度锐化; NLC 算法使用 L1 范数处理先验项, 但其先验项并不一定会增加图像清晰度; PMP 算法采用优化能量方程, 并对潜在图像提前进行先验约束, 但算法未加入局部最大梯度先验, 不能有效提升图像清晰度。因此, 所提算法使用局部最大梯度先验和 PMP 联合进行约束, 并简化能量方程, 对潜在图像和模糊核交替求解, 提高图像清晰度。

图像局部最大梯度先验首先需要建立局部最大梯度(LMG)算子^[28], 其由绝对值算子 $A = (A_h, A_v)$ 、最大算子 M 和梯度算子 $\nabla = (\nabla_h, \nabla_v)^T$ 构成:

$$A_h(x, y) = \begin{cases} 1, & \nabla I_h(x, y) \geq 0 \\ -1, & \nabla I_h(x, y) < 0 \end{cases}, \quad (6)$$

$$M(x, z) = \begin{cases} 1, & z = \arg\max_{y \in P(x)} |\nabla I|(y) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}. \quad (7)$$

因此, 局部最大梯度^[28]可以表示为绝对值算子、最大算子和梯度算子的乘积, 即

$$\text{LMG}(\mathbf{I}) = \mathbf{MA}\nabla\mathbf{I} = \mathbf{GI}. \quad (8)$$

根据 LMG 的先验约束,图像可以表示为

$$\min_q \alpha_1 \|\mathbf{2} - \mathbf{Gq} - \mathbf{u}\|^2 + \alpha_3 \|\mathbf{I} - \mathbf{q}\|^2, \quad (9)$$

$$\min_u \alpha_2 \|\mathbf{u}\|_1 + \alpha_1 \|\mathbf{2} - \mathbf{GI} - \mathbf{u}\|^2. \quad (10)$$

求解方程得:

$$\mathbf{q} = \frac{\alpha_1 \mathbf{G}^T(\mathbf{2} - \mathbf{u}) + \alpha_3 \mathbf{I}}{\alpha_1 \mathbf{G}^T \mathbf{G} + \alpha_3}, \quad (11)$$

$$\mathbf{u} = \text{sign}(\mathbf{2} - \mathbf{GI}) \times \max\left(\left|\mathbf{2} - \mathbf{GI}\right| - \frac{\alpha_2}{2\alpha_1}, 0\right). \quad (12)$$

为了简化清晰图像先验,将 $\mathbf{q}$ 近似为 $\mathbf{I}$, 即 $\mathbf{q} \approx \mathbf{I}$, 再加入局部最小强度先验进行优化。用简单的阈值收缩算法将 PMP^[19] 加入去模糊算法中, 即

$$\bar{\mathbf{I}}_s^{t_1+1,j} = \begin{cases} 0, & |\mathbf{I}_s^{t_1+1}(i)| < \lambda_1 \\ \mathbf{I}_s^{t_1+1,j}, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (13)$$

式中: λ_1 是所设置的阈值; $\bar{\mathbf{I}}_s^{t_1+1,j}$ 为更新的局部最小强度集合; $\mathbf{I}_s^{t_1+1,j}$ 为更新前的局部最小强度集合。

为了寻找局部最小强度,需要建立局部最小算子, 即

$$\mathbf{M}_2^{t_1+1,j}(i,j) = \begin{cases} 1, & (i,j) \in \Omega^{t_1+1,j} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad (14)$$

式中: $\mathbf{M}_2$ 为局部最小算子; $\Omega^{t_1+1,j}$ 为局部最小值集合。

因此,在每次迭代更新前,先进行潜在图像 $\bar{\mathbf{I}}_s^{t_1+1,j}$ 更新, 即

$$\bar{\mathbf{I}}_s^{t_1+1,j} = \mathbf{I}_s^{t_1+1,j} \cdot (1 - \mathbf{M}_2^{t_1+1,j}) + \bar{\mathbf{I}}_s^{t_1+1,j} \cdot \mathbf{M}_2^{t_1+1,j}. \quad (15)$$

加入局部最小强度和局部最大梯度先验优化后, 光场图像去模糊的模型(即能量方程)可表示为

$$\mathbf{I}^{t_1+1,j+1} = \arg\min_{\mathbf{I}} \|\mathbf{K}^i \otimes \mathbf{I}^i - \mathbf{B}^i\|_2^2 + \alpha \|\nabla \mathbf{I}^i\|_0 + \gamma \|\mathbf{K}\|_2^2. \quad (16)$$

3.1 潜在图像估计

采用交替乘子法进行求解时,可以在给定中间模糊核 $\mathbf{K}^i$ 的情况下,通过以下公式对潜在图像进行优化:

$$\min_{\mathbf{I}} \|\mathbf{K}^i \otimes \mathbf{I}^i - \mathbf{B}^i\|_2^2 + \alpha \|\nabla \mathbf{I}^i\|_0. \quad (17)$$

使用半二次分裂法^[16],通过引入辅助变量 $\mathbf{z}_1$ 来求解方程,式(17)可表示为

$$\min_{\mathbf{I}, \mathbf{z}} \|\mathbf{K} \otimes \mathbf{I} - \mathbf{B}\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{z}\|_0 + \lambda_2 \|\nabla \mathbf{I} - \mathbf{z}_1\|_2^2, \quad (18)$$

式中: λ_2 为惩罚因子。

可以通过以下公式求解 $\mathbf{z}_1$:

$$\min_{\mathbf{z}} \alpha \|\mathbf{z}_1\|_0 + \lambda_2 \|\nabla \mathbf{I} - \mathbf{z}_1\|_2^2. \quad (19)$$

则 $\mathbf{z}_1^{n+1}$ 的表达式为

$$\mathbf{z}_1^{n+1} = \begin{cases} 0, & |\nabla \mathbf{I}^n| < \frac{\alpha}{\lambda_2} \\ \nabla \mathbf{I}^n, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (20)$$

得到 $\mathbf{z}_1$ 后,可求解 $\mathbf{I}$:

$$\min_{\mathbf{I}} \|\mathbf{K} \otimes \mathbf{I} - \mathbf{B}\|_2^2 + \lambda_2 \|\nabla \mathbf{I} - \mathbf{z}_1\|_2^2. \quad (21)$$

这是一个最小二乘最小化问题,可使用快速傅里叶变换^[29]求解 $\mathbf{I}$:

$$\mathbf{I} = \mathbf{F}^{-1} \left\{ \frac{\overline{\mathbf{F}(\mathbf{K}^i)} \cdot \mathbf{F}(\mathbf{B}) + \lambda_2 [\overline{\mathbf{F}(\nabla)} \cdot \mathbf{F}(\mathbf{z}_1)]}{\overline{\mathbf{F}(\mathbf{K}^i)} \cdot \mathbf{F}(\mathbf{K}^i) + \lambda_2 [\overline{\mathbf{F}(\nabla)} \cdot \mathbf{F}(\nabla)]} \right\}, \quad (22)$$

式中: $\mathbf{F}$ 、 $\mathbf{F}^{-1}$ 、 $\overline{\mathbf{F}}$ 分别表示快速傅里叶变换、快速傅里叶逆变换和快速傅里叶变换的共轭。

求解 $\mathbf{I}$ 的过程如算法 1 所示,由于 LMG 先验中的矩阵过大,将其先验放置在循环的最外侧。

算法 1: 潜像估计

输入: 模糊图像 $\mathbf{B}$, 模糊核初始值 $\mathbf{K}$

$\beta \leftarrow \beta_0, \mathbf{I}^0 \leftarrow \mathbf{B}$

循环 1: $i_1 = 1, \dots, 5$

通过式(12)计算 $\mathbf{u}$

循环 2: $i_2 = 1, \dots, 5$

通过式(8)计算 $\mathbf{G}^i$

通过式(13)更新潜像 $\mathbf{I}$

当 $\beta < \beta_{\max}$ 时,

循环 3: $j = 1, \dots, 4$

通过式(15)更新潜像 $\bar{\mathbf{I}}^{t_1+1,j}$

通过式(20)更新 $\mathbf{z}^{n+1}$

通过式(22)更新 $\mathbf{I}$

循环 3 结束

$\beta = 2\beta$

结束

$\alpha_3 = 4\alpha_3$

循环 2 结束

$\alpha_1 = 4\alpha_1$

循环 1 结束

输出: 潜在图像 $\mathbf{I}$

3.2 模糊核估计

为了提高模糊核的估计精度,与最先进的算法^[21]一样,通过图像梯度求解模糊核,而不是图像强度:

$$\min_{\mathbf{K}} \|\mathbf{K} \otimes \nabla \mathbf{I} - \nabla \mathbf{B}\|_2^2 + \gamma \|\mathbf{K}\|_2^2. \quad (23)$$

使用 FFT 即可求取得到模糊核:

$$\mathbf{K} = \mathbf{F}^{-1} \left(\frac{\overline{\mathbf{F}(\nabla \mathbf{I})} \mathbf{F}(\nabla \mathbf{B})}{\overline{\mathbf{F}(\nabla \mathbf{I})} \mathbf{F}(\nabla \mathbf{I}) + \gamma} \right). \quad (24)$$

求解 $\mathbf{K}$ 的过程需要进行非负数化和归一化处理,并采用金字塔结构多尺度反卷积方法从粗到精估计模糊核,具体如算法 2 所示。

算法 2: 模糊核估计

输入: 模糊图像 $\mathbf{B}$, 初始化 $\mathbf{K}$ 来自上一层粗尺度估计

循环 1: $i = 1, \dots, 5$

通过算法 1 得到潜在图像 $\mathbf{I}$

通过式(24)求解潜在模糊核 $\mathbf{K}$

循环 1 结束

输出:模糊核 K 和潜在图像 I

4 模拟实验

4.1 光场成像模拟实验

为了模拟光场成像在遥感领域的应用,通过光场成像的原理计算出一组光场相机的参数,系统参数如图 2(a)所示。根据第 2 节的光场成像的物理光学仿真

模型进行实验,得到不同物距的光场遥感图像。UMLUD数据集^[29]包含多种类型的遥感图像,便于进行成像模拟。图 2(b)是从该数据集中选择的一幅图片,图 2(c)为物平面在标准对焦平面处经过光场成像模拟后的光场原始图像。光场原始图像由一个个宏像素构成,将宏像素的相同位置处的像元合并到一幅图中,得到多张不同位置处的子孔径图像,这一过程是光场图像的解码处理,如图 2(d)所示。

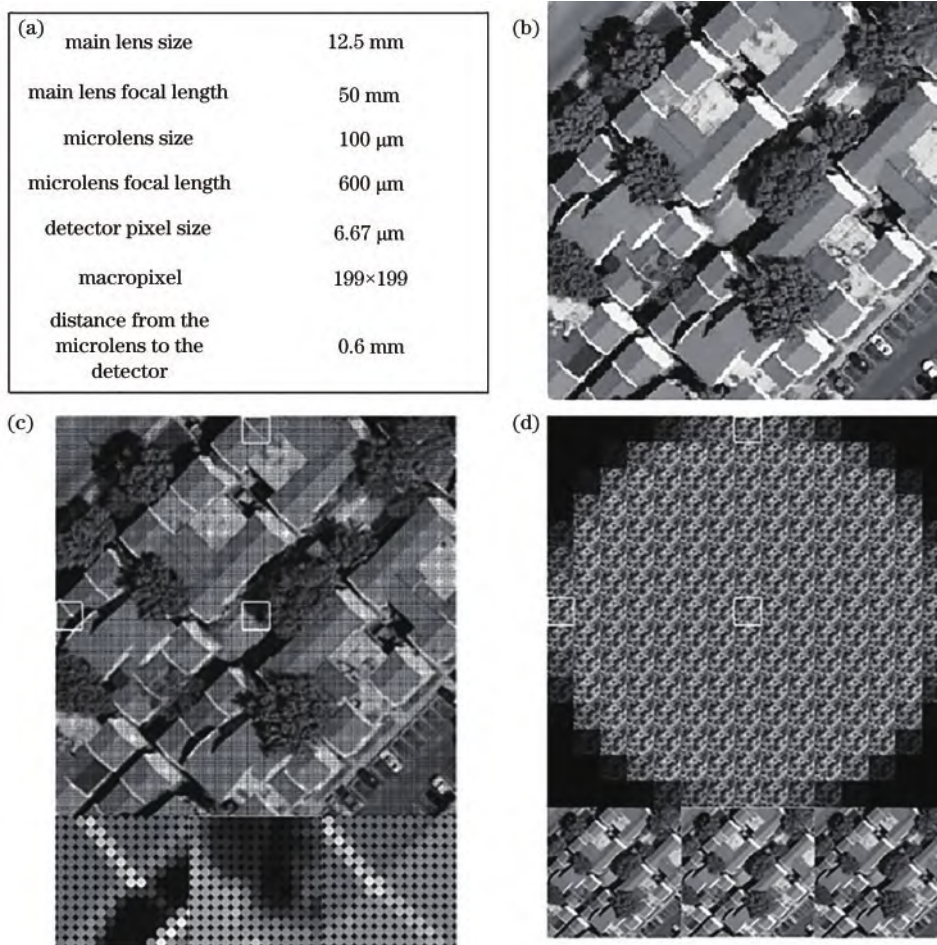


图 2 光场相机参数及图像。(a)光场相机的参数;(b)UMLUD数据集中的遥感图像;(c)光场原始图像;(d)光场子孔径图像
Fig. 2 Light field camera parameters and images. (a) Parameters of light field camera; (b) remote sensing image in the UMLUD dataset; (c) raw image of light field; (d) light field sub-aperture image

将非标准对准平面处的光场原始图像解码成子孔径图像,再通过第 2.2 节所述的光场数字重聚焦算法处理,使用图像清晰度评价算子^[27]对一系列光场重聚焦图像进行判断,得到使用数字重聚焦算法处理后的最佳光场重聚焦图像。光场重聚焦图像清晰度评价算子有很多,所提算法使用 Laplace 算子进行评价,计算公式如下:

$$\text{Laplace}(c) = \sum_{x=2}^{M-1} \sum_{y=2}^{N-1} c(x+1, y) + c(x-1, y) + c(x, y+1) + c(x, y-1) - 4c(x, y), \quad (25)$$

式中: c 是光场重聚焦图像; MN 是光场重聚焦图像大小。图 3 为每张重聚焦图像对应的 Laplace 算子,图 4 为

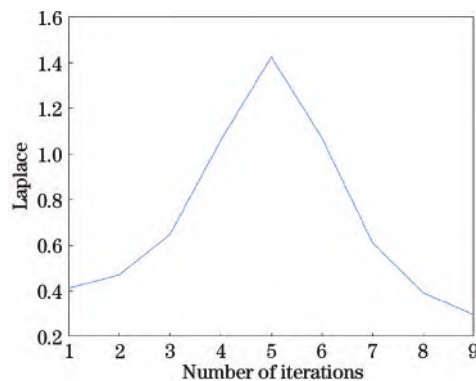


图 3 光场重聚焦图像与 Laplace 算子对应关系
Fig. 3 Correspondence between refocusing image of light field and Laplace operator

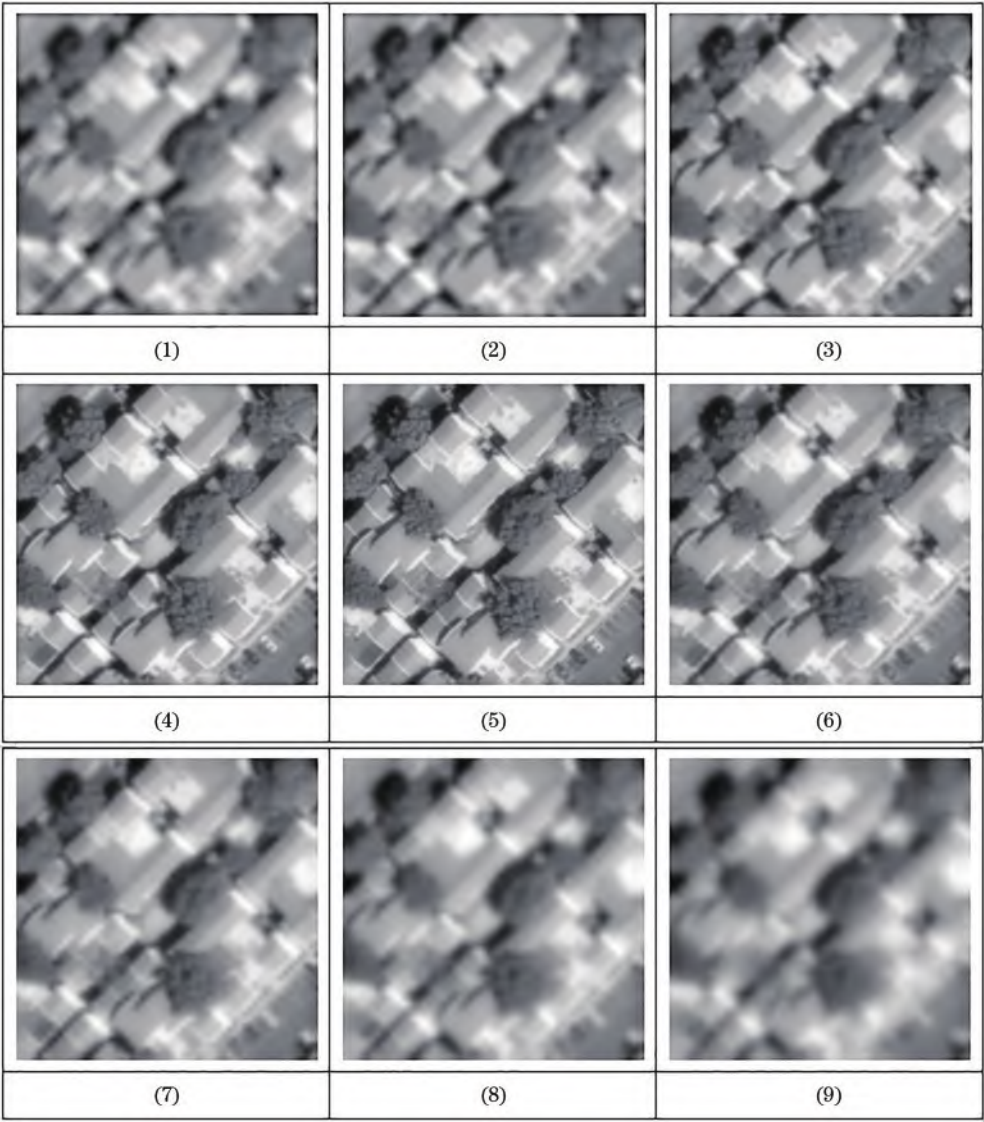


图 4 重聚焦处理后的图像序列
Fig. 4 Refocus processed images sequence

9张重聚焦处理后的图像。其中,这一系列重聚焦图像的Laplace算子值与图3一一对应,图4中第5张图最为清晰,对应于图3曲线中的第5个点,即曲线最高点。

4.2 光场重聚焦图像去模糊实验

通过光场重聚焦图像清晰度评价算子得到清晰图

像,经观察,图像有些细节并不清晰,需要进行重聚焦图像去模糊处理。本小节分别展示基于UMLUD和遥感相机拍摄的图像经过光场成像模型和数字重聚焦处理后,再进行图像去模糊处理的实验结果,图5(a)为真实遥感相机拍摄的图像,图5(b)为UMLUD数据

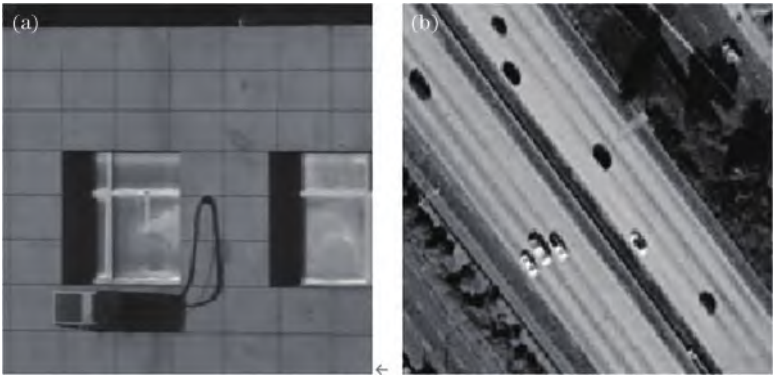


图 5 数据集图像及真实相机拍摄图像。(a)真实相机拍摄的图像;(b) UMLUD数据集的遥感图像

Fig. 5 Dataset image and image taken by real cameras. (a) Image taken by real camera; (b) remote sensing image of the UMLUD dataset

集中的图像。图 6 为所提算法与 DCP^[16]、L0^[18]、NLC^[21]和 PMP^[19]算法的比较结果。

在使用 UMLUD 数据集进行的模拟实验中,选择了图 6(g)的图像,进行算法有效性验证。在使用遥感相机真实图像进行的模拟实验中,选择了图 6(a)的真实拍摄图像进行分析。并采用图像评价指标作为判断指标,即峰值信噪比(PSNR)、结构相似性(SSIM)^[21]、图像清晰度算子。所提算法在所有实验中采用以下参

数: $\beta_0=0.004$, $\beta_{\max}=10^5$, $\gamma=2$, $\lambda=0.1$ 。根据多次实验分析,将计算 LMG 值的图像块大小设置为 41×41 ,计算局部最小算子 M 值的图像块大小设置为平均尺寸大小的 0.025,其他算法的参数均按作者提供的默认参数设置。

如表 1 所示,无论是对真实拍摄图像还是 UMLUD 数据集进行去模糊处理:DCP 算法都会造成图像过度锐化,如图 6(h)所示,使图像中的细节过度

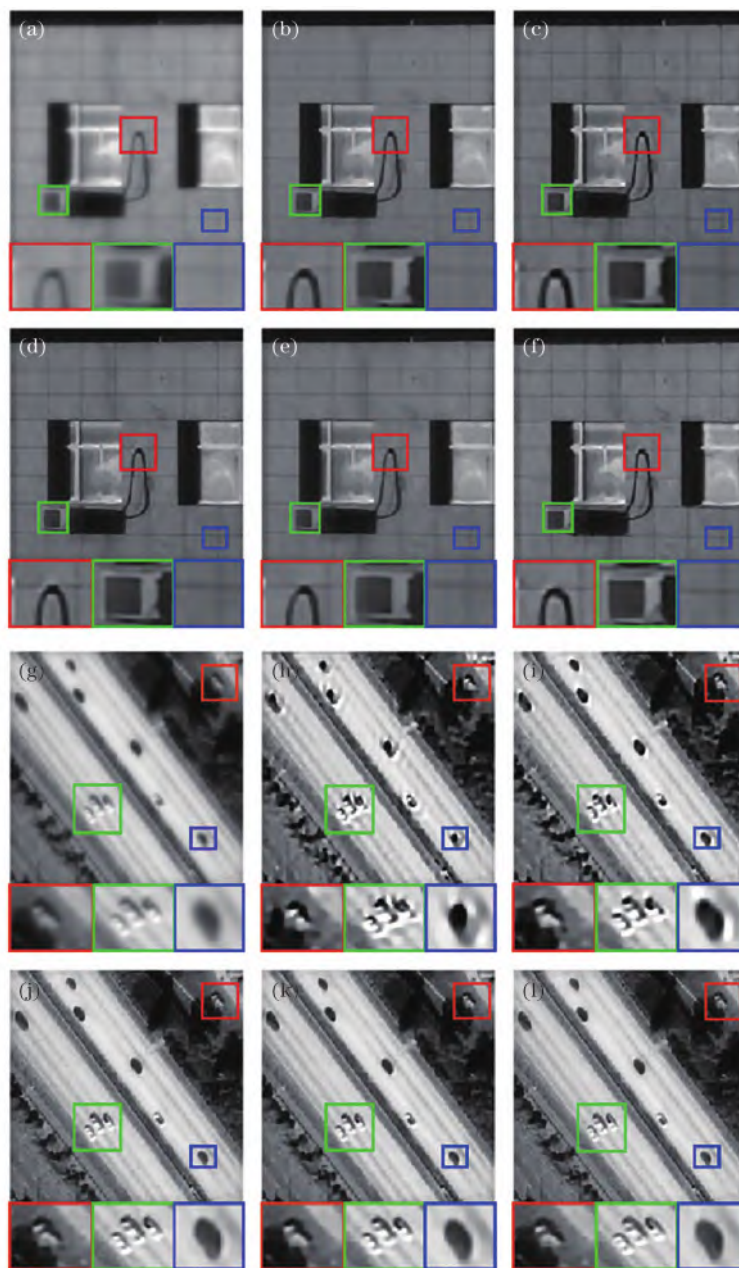


图 6 经各去模糊算法处理后的图像。(a)光场真实模糊图像;(b) DCP 处理后的真实图像;(c) L0 处理后的真实图像;(d) PMP 处理后的真实图像;(e) NLC 处理后的真实图像;(f)所提算法处理后的真实图像;(g) UMLUD 遥感模糊图像;(h) DCP 处理后的遥感图像;(i) L0 处理后的遥感图像;(j) PMP 处理后的遥感图像;(k) NLC 处理后的遥感图像;(l) 所提算法处理后的遥感图像

Fig.6 The images processed by each deblurring algorithm. (a) Light field real blurred image; (b) real image processed by DCP; (c) real image processed by L0; (d) real image processed by PMP; (e) real image processed by NLC; (f) real image processed by proposed algorithm; (g) UMLUD remote sensing blurred image; (h) remote sensing image processed by DCP; (i) remote sensing image processed by L0; (j) remote sensing image processed by PMP; (k) remote sensing image processed by NLC; (l) remote sensing image processed by proposed algorithm

表 1 真实图像与 UMLUD 遥感图像去模糊后的图像评价指标

Table 1 Image evaluation index after deblurring for real images and UMLUD remote sensing images

Algorithm	Real image			UMLUD remote sensing image		
	PSNR	Laplace	SSIM	PSNR	Laplace	SSIM
DCP	18.7639	0.8194	0.9433	21.0189	0.6207	0.9569
L0	20.7224	0.8752	0.9268	21.5744	0.4125	0.9565
PMP	20.5536	0.8352	0.9357	22.4395	0.6512	0.9653
NLC	20.9867	0.8539	0.9413	22.2916	0.5939	0.9636
Proposed algorithm	20.7703	0.8821	0.9438	22.6559	0.7126	0.9676

扭曲,小车边缘尤其明显,导致图像去模糊处理后效果不好;L0算法也会造成图像锐化,如图6(i)所示,但优于DCP算法处理的结果,通过小车边缘对比能够观察到处理后的效果;PMP算法对大部分图像处理是良好的,但处理后整体图像效果在主客观评价上并未优于NLC和所提算法;NLC算法在一些细节上也会出现振铃的情况,增加一些原本没有的细节,处理后整体图像要优于前几种算法,但在客观评价指标中要低于所提算法;所提算法在整体与局部均有良好的视觉效果,并且图像清晰度指标优于其他算法,更接近原图的清晰度。

为了证明算法的性能,需要测试先验的有效性。在接下来的测试中,使用包括8个不同模糊核和4幅图像的Levin数据集^[30]对比DCP^[16]、L0^[18]、NLC^[21]和PMP^[19]算法的性能,并使用误差比^[30]、峰值信噪比、结

构相似性^[21]、图像清晰度算子和核相似度作为图像评价指标。所有实验均在一台配备intel Core i7-8750H CPU和8GB RAM的计算机运行。

理论上,基于局部最大梯度和局部最小强度先验的图像去模糊算法能够获得清晰图像。将所提算法与其他算法进行对比,该算法在累积误差率方面表现优良,在平均PSNR、平均SSIM和平均Laplace算子上均优于其他算法。总之,所提算法可以有效去除图像模糊、提高图像像质。

由于所提算法在估计潜像时涉及多个辅助变量,因此可能会出现整体收敛质疑。在Levin数据集上进行实验,并通过能量方程的收敛和核相似度收敛来分析。实验在最精细的图像尺度上进行,如图7所示。所提算法在迭代18次后能量方程值达到收敛,核相似度在迭代30次后趋于收敛,验证了所提算法具有良好

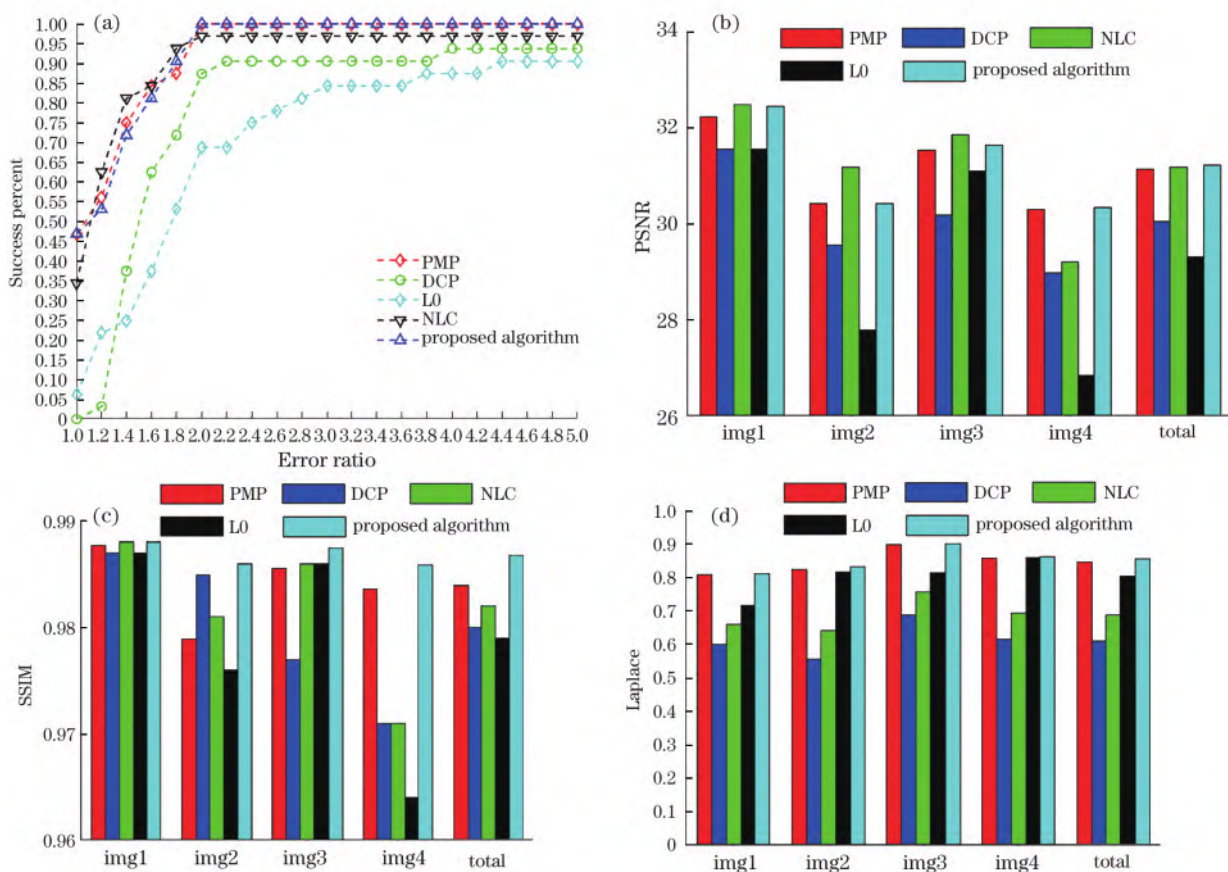


图 7 各算法在 Levin 数据集上的图像评价指标。(a) 误差比曲线; (b) PSNR; (c) SSIM; (d) Laplace

Fig. 7 Image evaluation indicators of each algorithm on Levin dataset. (a) Error ratio curves; (b) PSNR; (c) SSIM; (d) Laplace

的收敛性,如图 8 所示。为了研究每种图像去模糊算法的运行效率,测试了不同算法在不同尺寸图片上处

理的平均运行时间,具体如表 2 所示,所提算法处理图像的平均运行时间处于一般水平。

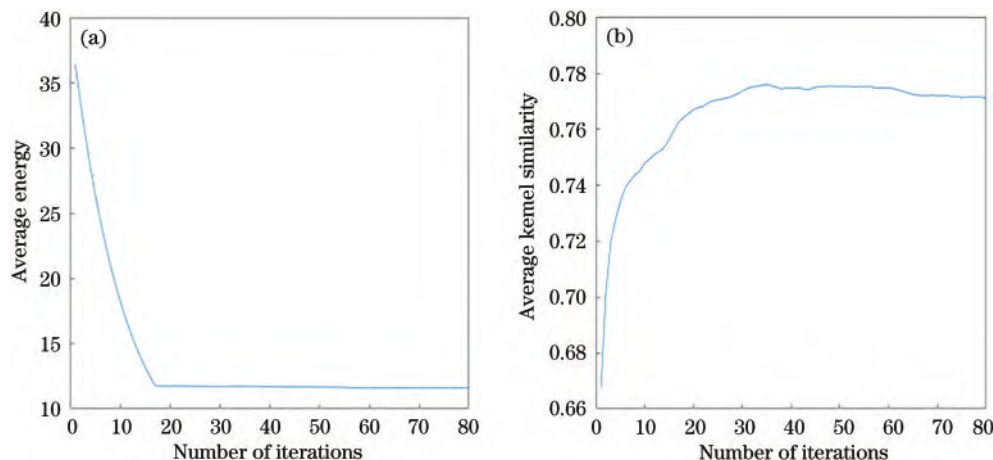


图 8 算法收敛性测试。(a)所提算法在能量方程上的收敛曲线;(b)所提算法在核相似度上的收敛曲线

Fig. 8 Algorithm convergence test. (a) Convergence curve of proposed algorithm on the energy equation; (b) convergence curve of proposed algorithm on kernel similarity

表 2 各算法对不同尺寸图像处理的运行时间

Table 2 The running time of each algorithm for processing

images of different size unit: s

Algorithm	125×125	255×255	600×600
DC	34.72	109.25	565.70
L0	7.65	16.10	95.57
PMP	5.78	18.75	103.44
NLC	15.59	52.41	366.94
Proposed algorithm	13.36	46.04	295.03

5 结 论

简化了基于波动光学的光场成像模型的复杂性,并提出一种提升光场成像质量的图像去模糊算法。在原有基于波动光学的光场成像模型中,增加对物点所成像到探测器的位置的约束,有效降低光场成像模型的复杂性;并基于光场相对运动的误差、数字重聚焦算法的误差及微透镜阵列参与成像导致的中高频信号损失的问题,利用局部最大梯度值减小和局部最小强度值增加的模糊图像先验知识,进行光场图像去模糊处理。为了恢复受先验约束的潜在图像,运用了一种基于半二次分裂改进的优化方案。实验结果表明,所提算法在处理光场重聚焦图像上性能优于先进的图像去模糊算法。此外,所提光场成像模型及重聚焦图像去模糊将为光场成像发现更多应用领域。

参 考 文 献

[1] Gershun A. The light field[J]. Journal of Mathematics and Physics, 1939, 18(1/2/3/4): 51-151.
[2] Adelson E H, Bergen J R. The plenoptic function and the elements of early vision[M]. Cambridge: MIT Press, 1991: 3-20.
[3] Levoy M, Hanrahan P. Light field rendering[C]//

Proceedings of the 23rd Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques, August 4-9, 1996, New Orleans, LA, USA. New York: ACM Press, 1996: 31-42.

[4] Ng R, Levoy M, Bredif M, et al. Light field photography with a hand-held plenoptic camera[EB/OL]. [2024-01-05]. <https://classes.cs.uoregon.edu/16F/cis607photo/lightfield.pdf>.
[5] Dansereau D G, Pizarro O, Williams S B. Linear volumetric focus for light field cameras[J]. ACM Transactions on Graphics, 2015, 34(2): 15.
[6] Wang Y Q, Yang J G, Guo Y L, et al. Selective light field refocusing for camera arrays using bokeh rendering and superresolution[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2019, 26(1): 204-208.
[7] Jayaweera S S, Edussooriya C U S, Wijenayake C, et al. Multi-volumetric refocusing of light fields[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2021, 28: 31-35.
[8] Lumentut J S, Park I K. Deep neural network for joint light field deblurring and super-resolution[J]. Proceedings of SPIE, 2020, 11515: 1151507.
[9] Ruan L Y, Chen B, Li J Z, et al. AIFNet: all-in-focus image restoration network using a light field-based dataset [J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2021, 7: 675-688.
[10] Ruan L Y, Chen B, Li J Z, et al. Learning to deblur using light field generated and real defocus images[C]// 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 18-24, 2022, New Orleans, LA, USA. New York: IEEE Press, 2022: 16283-16292.
[11] Zhang Z H, Dong K M, Suo J L, et al. Deep coded exposure: end-to-end co-optimization of flutter shutter and deblurring processing for general motion blur removal [J]. Photonics Research, 2023, 11(10): 1678-1686.
[12] 付相为, 单慧琳, 吕宗奎, 等. 基于深度学习的合成孔

- 径雷达图像去噪算法[J]. 光学学报, 2023, 43(6): 0610002.
- Fu X W, Shan H L, (Lü/lv/lu/lyu) Z K, et al. Synthetic aperture radar image denoising algorithm based on deep learning[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(6): 0610002.
- [13] 李云鹏, 葛宝臻, 田庆国, 等. 基于立体像对数据集的非对称离焦数据集构建[J]. 光学学报, 2022, 42(14): 1415001.
- [14] Srinivasan P P, Ng R, Ramamoorthi R. Light field blind motion deblurring[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), July 21-26, 2017, Honolulu, HI, USA. New York: IEEE Press, 2017: 2354-2362.
- [15] Su L J, Zhang T S, Yuan Y. A motion deblurring method of a light field camera[C]//2017 IEEE International Conference on Imaging Systems and Techniques (IST), October 18-20, 2017, Beijing, China. New York: IEEE Press, 2017.
- [16] Pan J S, Sun D Q, Pfister H, et al. Blind image deblurring using dark channel prior[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. New York: IEEE Press, 2016: 1628-1636.
- [17] 邱啟蒙, 张亚加, 高智强, 等. 基于四叉树分级搜索和透射率优化的水下图像复原[J]. 光学学报, 2023, 43(12): 1201002.
- Qiu Q M, Zhang Y J, Gao Z Q, et al. Underwater image restoration based on quadtree hierarchical search and transmittance optimization[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(12): 1201002.
- [18] Pan J S, Hu Z, Su Z X, et al. L_0 -regularized intensity and gradient prior for deblurring text images and beyond [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(2): 342-355.
- [19] Wen F, Ying R D, Liu Y P, et al. A simple local minimal intensity prior and an improved algorithm for blind image deblurring[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2021, 31(8): 2923-2937.
- [20] 孙宇松, 黄见, 时东锋, 等. 余弦编码复用多光谱关联成像技术研究[J]. 中国激光, 2023, 50(13): 1317001.
- Sun Y S, Huang J, Shi D F, et al. Cosinusoidal encoding multiplexed multispectral ghost imaging[J]. Chinese Journal of Lasers, 2023, 50(13): 1317001.
- [21] Ge X Y, Tan J Q, Zhang L. Blind image deblurring using a non-linear channel prior based on dark and bright channels[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 6970-6984.
- [22] 何泽阳, 邓慧萍, 向森, 等. 融合一致性与差异性约束的光场深度估计[J]. 红外与激光工程, 2021, 50(11): 20210021.
- He Z Y, Deng H P, Xiang S, et al. Light field depth estimation of fusing consistency and difference constraints [J]. Infrared and Laser Engineering, 2021, 50(11): 20210021.
- [23] 尹晓良, 张晓芳, 张伟超, 等. 基于光场数字重聚焦的三维重建方法研究[J]. 光电子·激光, 2015, 26(5): 986-991.
- Yin X G, Zhang X F, Zhang W C, et al. Study on 3D reconstruction based on light field digital refocusing[J]. Journal of Optoelectronics·Laser, 2015, 26(5): 986-991.
- [24] 顾梦涛, 宋祥磊, 张彪, 等. 基于波动光学的显微光场成像点扩散函数[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(8): 1552-1559.
- Gu M T, Song X L, Zhang B, et al. Point spread function of microscopic light field imaging based on wave optics[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2019, 45(8): 1552-1559.
- [25] 李铭. 基于光场相机的高功率激光远场焦斑测量[D]. 西安: 中国科学院西安光学精密机械研究所, 2018.
- Li M. Far-field focal spot measurement based on plenoptic camera[D]. Xi'an: Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Chinese Academy of Sciences, 2018.
- [26] Xiao Z L, Shi J L, Jiang X R, et al. Axial refocusing precision model with light fields[J]. Signal Processing: Image Communication, 2022, 106: 116721.
- [27] 常青, 赵双明. 不同插值算法的光场重聚焦分析[J]. 应用光学, 2020, 41(3): 482-489.
- Chang Q, Zhao S M. Light field refocusing analysis of different interpolation algorithms[J]. Journal of Applied Optics, 2020, 41(3): 482-489.
- [28] Chen L, Fang F M, Wang T T, et al. Blind image deblurring with local maximum gradient prior[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: 1742-1750.
- [29] Yang Y, Newsam S. Bag-of-visual-words and spatial extensions for land-use classification[C]//Proceedings of the 18th SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems, November 2-5, 2010, San Jose, California. New York: ACM Press, 2010: 270-279.
- [30] Levin A, Weiss Y, Durand F, et al. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms[C]//2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, June 20-25, 2009, Miami, FL, USA. New York: IEEE Press, 2009: 1964-1971.