

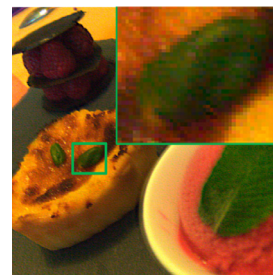


DOI: 10.12086/oe.2019.180539

# 一种双引导滤波的光场去马赛克方法

石梦迪, 张旭东\*, 董运流, 张 骏, 孙 锐

合肥工业大学计算机与信息学院, 安徽 合肥 230601



**摘要:** 针对光场相机特定透镜结构及透镜边缘像素混叠导致获得的光场多视角图像质量较差的问题, 本文提出了一种基于双引导滤波的光场去马赛克算法。首先用白图像及透镜掩膜信息重新加权基于梯度的无阈值(GBTF)算法重建 G 图像, 然后使用重建的 G 图像对 R/B 图像进行双引导重建 R/B 图像, 最后将重建的 R、G、B 图像组合为全彩色图像。实验结果表明, 与其他先进去马赛克方法相比, 指标 CPSNR 提高 1.68%, 指标 SSIM 提高 2%, 并且本文方法得到的光场多视角图像具有清晰的边缘和较少的颜色伪影。

**关键词:** 去马赛克; 光场; 微透镜阵列; 双引导滤波

**中图分类号:** TB872

**文献标志码:** A

**引用格式:** 石梦迪, 张旭东, 董运流, 等. 一种双引导滤波的光场去马赛克方法[J]. 光电工程, 2019, 46(12): 180539

## A light field demosaicing method with double guided filtering

Shi Mengdi, Zhang Xudong\*, Dong Yunliu, Zhang Jun, Sun Rui

School of Computer Science and Information Engineering, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230601, China

**Abstract:** Aiming at the problem that the light field multi-view image quality is poor which is resulting from the specific lenslet structure of the light field camera and pixel aliasing at the lenslet edge, a light field demosaicing algorithm based on double-guided filtering is proposed. First, the G image is reconstructed by reweighting the gradient based threshold free (GBTF) algorithm with the white image and lenslet mask information. Then, the reconstructed G image is used to double-guide the R/B image for reconstruction. Finally, the reconstructed R, G, and B images are combined into a full color image. The demosaicing result demonstrates that compared with other advanced demosaicing algorithms, the index CPSNR is increased by 1.68%, the index SSIM is increased by 2%, and the light field multi-view image obtained by our method has clear edges and less color artifacts.

**Keywords:** demosaicing; light field; microlens array; double guided filtering

**Citation:** Shi M D, Zhang X D, Dong Y L, *et al.* A light field demosaicing method with double guided filtering[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(12): 180539

### 1 引言

随着光场成像技术的发展, 光场相机<sup>[1]</sup>作为一种

新型的多视角成像设备成为计算机成像领域的研究热点。光场相机可分为相机阵列式相机、掩膜式相机、

收稿日期: 2018-10-22; 收到修改稿日期: 2019-02-14

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(61876057, 61471154)

作者简介: 石梦迪(1994-), 女, 硕士研究生, 主要从事计算机视觉、光场技术的研究。E-mail: shismdshi@163.com

通信作者: 张旭东(1966-), 男, 博士, 教授, 主要从事智能信息处理、机器视觉的研究。E-mail: xudong@hfut.edu.cn

微透镜式相机。由于微透镜相机<sup>[1-2]</sup>具有结构简单、体积较小等特点，目前得到了广泛的应用。微透镜光场相机的基本原理是在主透镜和成像传感器中间插入一个微透镜阵列，通过一次曝光可以记录三维场景的位置、角度等 4D 光场信息。由于微透镜相机采用单片 CCD 传感器采集三维场景信息，为了得到高质量彩色三维光场信息，一般采用光场超分辨率重建技术<sup>[3-11]</sup>提高光场彩色图像的分辨率，并采用光场去马赛克技术<sup>[12-17]</sup>获得彩色光场图像。本文研究光场相机的去马赛克技术。由于带有颜色滤波阵列(color filter array, CFA)的 CCD 传感器仅仅能够采样每个像素点 RGB 值中的一个颜色值，如图 1 所示，因此光场相机需要同传统相机一样进行去马赛克处理来获得全彩色图像。

传统相机的去马赛克算法已经研究了几十年，并且相应的技术<sup>[18-28]</sup>已经非常成熟。与传统图像不同的是，光场原始透镜图像采用了特殊的结构，如图 2 所示，它由微透镜阵列中每一个微透镜在成像传感器上形成对应的子透镜图像所构成。另外，受限与精密仪器制作工艺水平，微透镜阵列与成像传感器在装配过程中可能存在配准误差(图 3)，导致在解码标定过程

中，微透镜图像中心位置被误判，如图 4 所示，进一步造成微透镜图像的边缘像素混叠。另外，存在的渐晕效应使得微透镜图像中间像素亮，边缘像素暗，同样也会影响微透镜图像边缘像素的准确性。由于混合不同微透镜插值造成的边缘像素混叠和存在的渐晕效应，因此直接在原始透镜图像上应用传统去马赛克算法获取全彩色图像是不合适的。

近年来，许多学者针对光场的去马赛克算法展开了深入研究。目前光场去马赛克方法可分为以下三类：第一类方法是在通过多路解码之后，对解码后的视图去马赛克。例如，Huang 等<sup>[12]</sup>采用基于字典学习的方法，通过利用相邻像素空间、角度、光谱相关性来恢复视图丢失的颜色值。Seifi 等<sup>[13]</sup>采用视差图的方法，通过利用其他的解码视图来恢复一个视图丢失的颜色值。上述方法相比传统方法，可以产生较少的视觉伪影。但是这类方法会在解码过程中引入误差，另外由于在提取多视角之前，没有考虑光场相机透镜结构直接进行插值，因此获得的光场多视角引入了强烈的混叠。第二类方法是在重聚焦图像上去马赛克。Yu 等<sup>[14]</sup>提出了一个在重聚焦最终渲染阶段去马赛克方法，与

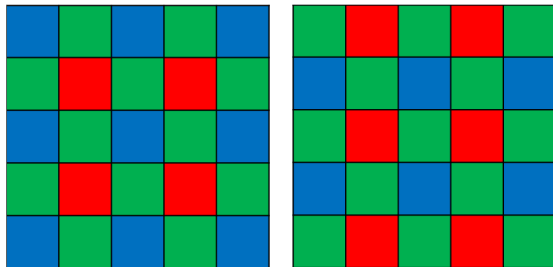


图 1 Lytro 相机中 CFA 的两种分布  
Fig. 1 Two distributions of CFA in a Lytro camera

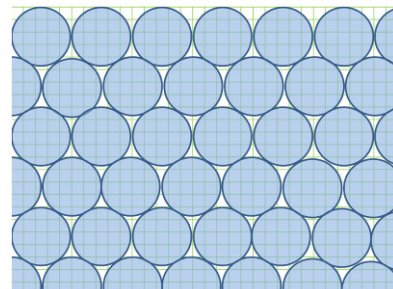


图 2 微透镜阵列分布  
Fig. 2 The distribution of microlens array

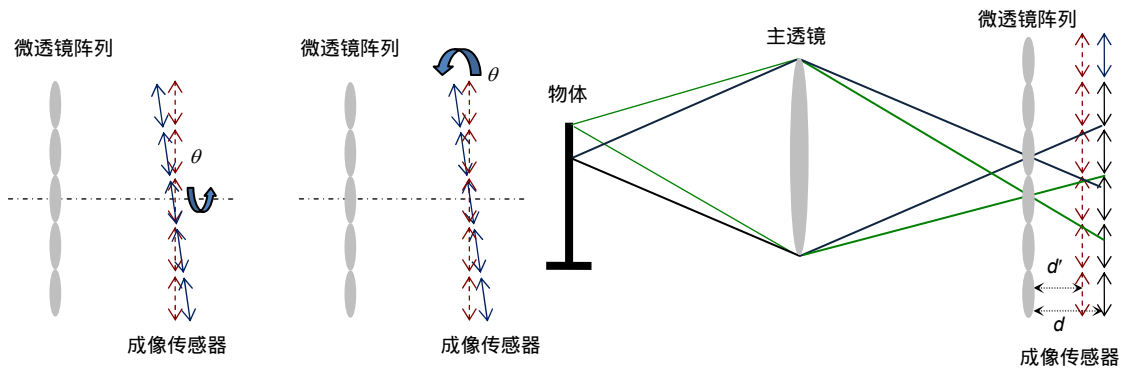


图 3 透镜阵列与成像传感器之间的旋转角度、倾斜角度和后偏向移动示意图  
Fig. 3 Schematic diagram of rotation angle, tilt angle, and backward movement between the microlens array and the imaging sensor

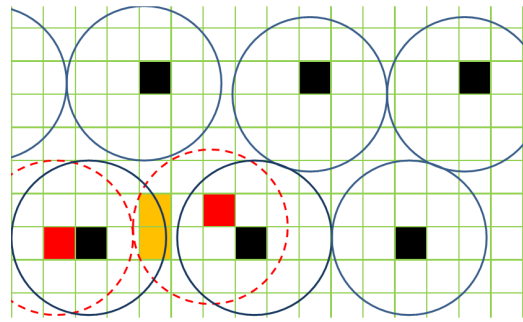


图 4 微透镜边缘混叠示意图。每个蓝色实圈代表标定后的微透镜图像，黑色像素代表其中心位置。每个红色虚圈代表真实的微透镜图像，红色像素代表其中心位置

Fig. 4 Microlens edge aliasing diagram. Each blue solid circle represents the calibrated microlens image, with black pixels representing its center position. Each red dotted circle represents the true microlens image and the red pixel represents its center position

传统方法相比，该方法在重聚焦图像中产生更少的伪影。但是这种方法只局限于重聚焦图像去马赛克，因此缺乏广泛应用性。第三类方法是直接对原始透镜图像去马赛克。Xu 等<sup>[15]</sup>采用 4D 核回归方法恢复丢失的颜色值，同时利用了相机特定透镜结构。Cho 等<sup>[16]</sup>提出了一种利用微透镜之间的空域信息改进汉密尔顿-亚当斯方法的去马赛克方法。上述方法在透镜边缘像素不存在混叠或渐晕情况下是有效的，但是当透镜边缘像素存在边缘混叠或渐晕效应时，上述方法不再适用。针对透镜边缘像素存在边缘混叠或渐晕效应的情况，David 等<sup>[17]</sup>提出一种利用相机特定透镜结构并且引入白图像为指导图像的改进梯度矫正插值方法，可以获得清晰的光场图像，但是其在颜色插值过程中仅仅考虑目标像素邻域的一个子集(和目标像素同在一行和同在一列的像素集合)，因此丢失的颜色信息不能很好地恢复，容易导致颜色伪影。为了更好地解决透镜边缘像素混叠或渐晕效应情况下光场去马赛克问题，本文提出了一种针对透镜边缘像素混叠且存在渐晕情况的基于双引导滤波的光场去马赛克算法。该算

法首先利用白图像信息及掩膜信息重新加权基于梯度的无阈值(gradient based threshold free, GBTF)算法<sup>[21]</sup>的方法，来重建 G 图像。再利用重建的 G 图像对 R/B 图像进行双引导滤波的方法以充分利用 G 图像信息，有效重建 R/B 图像。最后组合重建的 R、G、B 图像获得全彩色图像。

本文主要贡献有：1) 提出了用 G 图像对 R/B 图像进行双引导滤波的方法，该方法能够使 R/B 图像有效地保留 G 图像结构。2) 提出了利用白图像信息及掩膜信息重新加权基于梯度的无阈值(GBTF)算法的方法，用于重建 G 图像。该方法充分利用目标像素周围邻域像素信息以及白图像和掩膜信息结合形成的像素权重信息，能够有效地重建 G 图像。3) 在 RGB 图像重建的全程中，利用白图像及掩膜信息重新加权结果避免混合不同微透镜造成的边缘像素混叠。

## 2 本文方法

本文针对透镜边缘像素存在混叠或渐晕的问题，利用白图像及掩膜信息，提出了一种基于双引导滤波

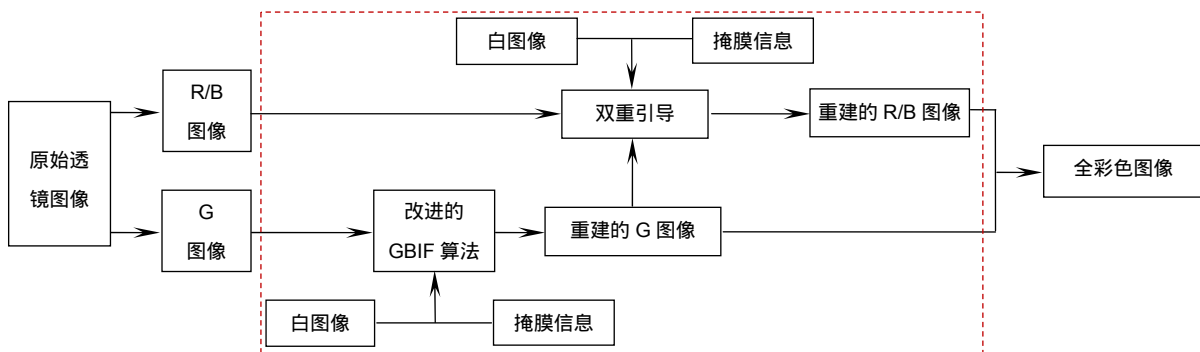


图 5 本文算法流程框架

Fig. 5 The algorithm framework in this paper

的光场去马赛克算法。该算法框图如图 5 所示，主要分为以下四个步骤：

- 1) 将白图像及掩膜信息用于基于梯度的无阈值 (GBTf) 算法来重建 G 图像；
- 2) 用重建的 G 图像引导上采样稀疏的 R/B 图像；
- 3) 再次用重建的 G 图像引导步骤 2) 获取的结果，获取最终 R/B 图像；
- 4) 组合获取的 R、G、B 三个图像得到最终的光场图像。

### 2.1 利用白图像及掩膜信息加权 GBTf 算法重建 G 图像

重建 G 图像一般采用基于梯度的无阈值 (GBTf)<sup>[21]</sup> 方法，该方法利用色差梯度为每个方向提供权重，并且充分利用目标像素周围邻域像素，能够准确地恢复 G 图像。但是，由于光场相机特定透镜结构，直接利用该方法重建 G 图像会造成透镜边缘像素混叠，因此利用白图像及掩膜信息重新加权该方法来重建 G 图像，可分为以下几个步骤：1) 利用白图像及掩膜信息分别构建 R、G、B 颜色信息；2) 计算方向色差估计值；3) 计算最终色差估计值；4) 获得 G 图像。G 图像重建算法框图如图 6 所示。

- 1) 构建 R、G、B 颜色分量，为了获得用来计算方向色差估计的颜色分量，分别在水平和垂直方向用

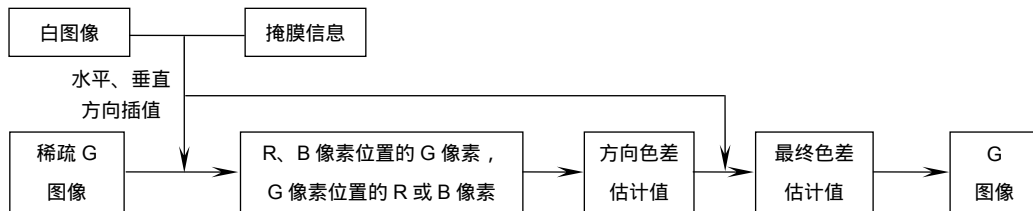


图 6 G 图像重建算法流程框架

Fig. 6 The reconstruction algorithm framework of G image

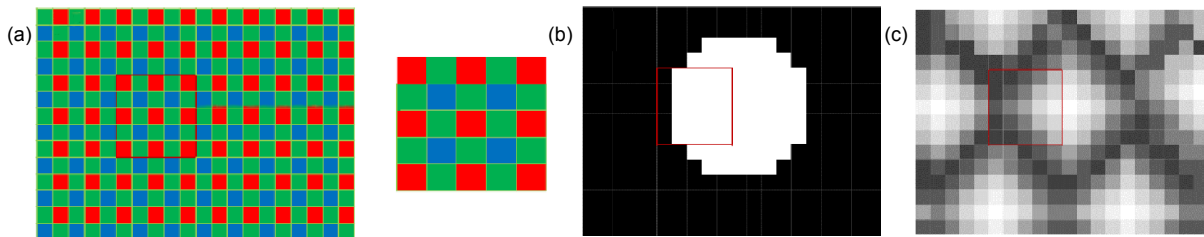


图 7 光场马赛克图像、掩膜及白图像。(a) 马赛克图像；(b) 同属同一微透镜的像素掩膜信息；(c) 提供置信度的白图像信息

Fig. 7 Light field mosaic image, mask and white image. (a) Mosaic image; (b) Pixel mask information belonging to the same microlens; (c) White image information for providing confidence

Hamilton 和 Adams<sup>[18]</sup>的插值公式来预测 R 和 B 像素位置的 G 颜色分量以及 G 像素位置的 R 和 B 颜色分量。在插值过程中，为了避免混合不同微透镜像素造成的混叠效应，利用白图像及掩膜信息对插值公式重新加权。如图 7(a)所示，对于 R 像素位置处的 G 颜色的水平和垂直方向估计值分别计算如下：

$$\tilde{G}_{i,j}^H = \sum_{(k,l) \in M} w_{kl}^M G_{kl} + \frac{1}{2} \sum_{(k,l) \in P} w_{kl}^P (R_{ij} - R_{kl}), \quad (1)$$

$$\tilde{G}_{i,j}^V = \sum_{(k,l) \in N} w_{kl}^N G_{kl} + \frac{1}{2} \sum_{(k,l) \in Q} w_{kl}^Q (R_{ij} - R_{kl}), \quad (2)$$

式中：

$$M = \{(i, j - 1), (i, j + 1)\}, \quad N = \{(i - 1, j), (i + 1, j)\}, \\ P = \{(i, j - 2), (i, j + 2)\}, \quad Q = \{(i - 2, j), (i + 2, j)\},$$

$$w_{kl}^M = \frac{d_{kl}}{\sum_{(m,n) \in M} d_{m,n}}, \quad w_{kl}^N = \frac{d_{kl}}{\sum_{(m,n) \in N} d_{m,n}},$$

$$w_{kl}^P = \frac{d_{kl}}{\sum_{(m,n) \in P} d_{m,n}}, \quad w_{kl}^Q = \frac{d_{kl}}{\sum_{(m,n) \in Q} d_{m,n}},$$

$$d_{kl} = b_{kl} \times c_{kl}.$$

其中： $(i, j)$  表示 R 像素的坐标，M、N、P、Q 分别表示 R 像素周围邻域像素集合， $b$ 、 $c$  分别表示掩膜信息和白图像 (如图 7(b)、(c) 所示)，利用  $b$  和  $c$  之积作为像素系数  $d$ ，然后根据一个集合中各像素的系数得到各像素的相对权重  $w$ 。利用掩膜信息  $b$ ，避免混合不同微透镜像素造成的混叠效应。利用白图像信息  $c$ ，

有效地利用置信度较高的像素。

按照类似式(1)、式(2)的方法,同样可以得到 B 像素位置的 G 颜色分量。由于一部分 G 像素的水平邻域是 R 像素,垂直邻域是 B 像素,另外一部分 G 像素的水平邻域是 B 像素,垂直邻域是 R 像素,考虑到 G 像素周围邻域像素的不同分布,分别利用类似的方法可以得到 G 像素位置的 R 和 B 颜色分量。

2) 计算方向色差估计。首先计算(G-R)水平和垂直方向上的色差估计  $\tilde{\Delta}_{g,r}^H$  和  $\tilde{\Delta}_{g,r}^V$ ,使用原始的和上文中得到的像素值计算 R 像素位置的水平和垂直色差估计以及 G 像素位置的水平或垂直色差估计:

$$\tilde{\Delta}_{g,r}^H(i,j) = \begin{cases} \tilde{G}_{i,j}^H - R_{i,j} & \text{G插值(R像素位置)} \\ G_{i,j} - \tilde{R}_{i,j}^H & \text{R插值(G像素位置)} \end{cases}, \quad (3)$$

$$\tilde{\Delta}_{g,r}^V(i,j) = \begin{cases} \tilde{G}_{i,j}^V - R_{i,j} & \text{G插值(R像素位置)} \\ G_{i,j} - \tilde{R}_{i,j}^V & \text{R插值(G像素位置)} \end{cases}。 \quad (4)$$

同样,再类似地计算(G-B)水平和垂直方向上色差估计  $\tilde{\Delta}_{g,b}^H$  和  $\tilde{\Delta}_{g,b}^V$ ,得到两个色差图,一个用于水平估计,另一个用于垂直估计。

3) 利用白图像及掩膜信息进行最终色差估计。利用白图像及掩膜信息,重新加权水平方向(M、P)、垂直方向(N、Q)色差估计值,并结合四个方向上的权重以形成目标像素的最终色差估计:

$$\tilde{\Delta}_{g,r}(i,j) = \frac{1}{w_T} \left[ w_N \cdot \sum_{(k,l) \in N} w_{kl}^N \cdot \tilde{\Delta}_{g,r}^N(k,l) + w_S \cdot \sum_{(k,l) \in Q} w_{kl}^Q \cdot \tilde{\Delta}_{g,r}^V(k,l) + w_E \cdot \sum_{(k,l) \in M} w_{kl}^M \cdot \tilde{\Delta}_{g,r}^H(k,l) + w_W \cdot \sum_{(k,l) \in P} w_{kl}^P \cdot \tilde{\Delta}_{g,r}^H(k,l) \right], \quad (5)$$

式中:

$$\begin{aligned} w_T &= w_N + w_S + w_E + w_W, \\ N &= \{(i-4,j), (i-3,j), (i-2,j), (i-1,j), (i,j)\}, \\ Q &= \{(i,j), (i+1,j), (i+2,j), (i+3,j), (i+4,j)\}, \\ M &= \{(i,j), (i,j+1), (i,j+2), (i,j+3), (i,j+4)\}, \\ P &= \{(i,j-4), (i,j-3), (i,j-2), (i,j-1), (i,j)\}。 \end{aligned}$$

其中:权重  $w_{kl}^N, w_{kl}^Q, w_{kl}^M, w_{kl}^P$  的定义与式(1)、式(2)中的权重  $w$  相同。接下来,在局部块上重新加权各方向上的色差梯度来计算四个方向的权重 ( $w_N, w_S, w_W, w_E$ ),其中块的大小为  $5 \times 5$ 。

$$w_N = \frac{1}{\left( \sum_{a=i-4}^i \sum_{b=j-2}^{j+2} w_{a,b}^N \cdot D_{a,b}^V \right)^2}, \quad (6)$$

$$w_S = \frac{1}{\left( \sum_{a=i}^{i+4} \sum_{b=j-2}^{j+2} w_{a,b}^S \cdot D_{a,b}^V \right)^2}, \quad (7)$$

$$w_W = \frac{1}{\left( \sum_{a=i-2}^{i+2} \sum_{b=j-4}^j w_{a,b}^W \cdot D_{a,b}^H \right)^2}, \quad (8)$$

$$w_E = \frac{1}{\left( \sum_{a=i-2}^{i+2} \sum_{b=j}^{j+4} w_{a,b}^E \cdot D_{a,b}^H \right)^2}, \quad (9)$$

式中:

$$w_{i,j}^N = \frac{b_{ij} \cdot c_{ij}}{\sum_{m=i-4}^i \sum_{n=j-2}^{j+2} b_{mn} \cdot c_{mn}},$$

$$w_{i,j}^S = \frac{b_{ij} \cdot c_{ij}}{\sum_{m=i}^{i+4} \sum_{n=j-2}^{j+2} b_{mn} \cdot c_{mn}},$$

$$w_{i,j}^W = \frac{b_{ij} \cdot c_{ij}}{\sum_{m=i-2}^{i+2} \sum_{n=j-4}^j b_{mn} \cdot c_{mn}},$$

$$w_{i,j}^E = \frac{b_{ij} \cdot c_{ij}}{\sum_{m=i-2}^{i+2} \sum_{n=j}^{j+4} b_{mn} \cdot c_{mn}},$$

方向色差梯度计算如下:

$$D_{i,j}^H = \left| \tilde{\Delta}_{i,j-1}^H - \tilde{\Delta}_{i,j+1}^H \right|, \quad (10)$$

$$D_{i,j}^V = \left| \tilde{\Delta}_{i-1,j}^V - \tilde{\Delta}_{i+1,j}^V \right|。 \quad (11)$$

4) 通过将最终估计的色差值加到的原始的 R 或 B 像素值,得到 R 和 B 像素位置的 G 像素值:

$$\tilde{G}(i,j) = R(i,j) + \tilde{\Delta}_{g,r}^H(i,j), \quad (12)$$

$$\tilde{G}(i,j) = B(i,j) + \tilde{\Delta}_{g,b}^V(i,j)。 \quad (13)$$

## 2.2 G 图像对 R/B 图像进行双引导重建 R/B 图像

在重建 G 平面之后,利用重建的 G 图像对 R/B 图像进行双引导滤波来重建 R/B 图像,算法总框图如图 8 所示。用重建 R 图像的过程来阐述双引导滤波算法。首先通过双引导的方式获得 R 图像的最终暂时估计值,其次引入白图像及掩膜信息对 G/B 位置处的缺失分量进行加权残差插值,最后将 R 图像的最终暂时估计值和加权插值的残差图像相加以获取最终估计的 R 图像。

双引导的第一次引导上采样利用 G 图像和稀疏 R 图像采用文献[28]的最小化稀疏拉普拉斯能量方法获得 R 图像的首次暂时估计值  $R'$ 。由于原始 R 图像是稀疏的,因此获得的 R 图像不能很好地保留 G 图像结构。

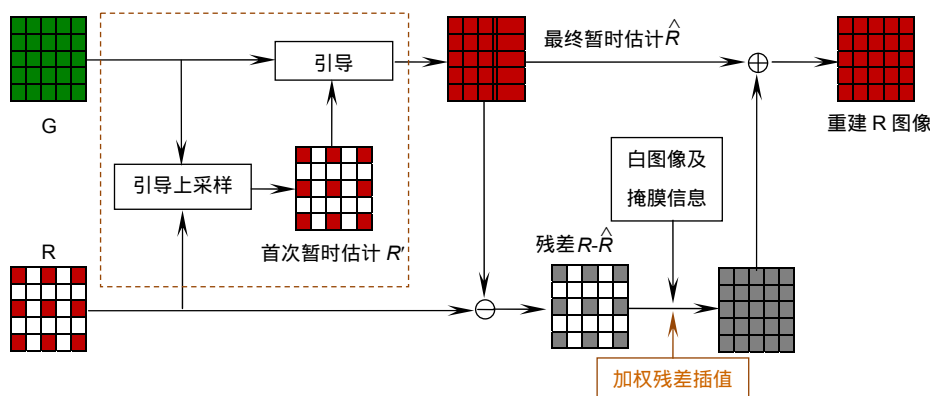


图 8 双引导滤波重建 R 图像整体流程框架

Fig. 8 The overall framework of double-guided filtering for reconstructing R images

为了更好地保留 G 图像结构，在第一次引导上采样基础上再次利用引导滤波器，G 图像作为指导图像，第一次滤波器的输出 R' 作为这次引导的输入，如图 9 所示。分别在首次暂时估计值 R' 和 G 图像上应用标准拉普拉斯滤波器获取图像对应的拉普拉斯图像，利用式(14)、式(15)计算线性系数  $(a_{m,n}, b_{m,n})$ ：

$$a_{m,n} = \arg \min_{a_{m,n}} \sum_{i,j \in W_{m,n}} [(\Delta^2 R'_{i,j} - \hat{R}_{i,j})^2]$$

$$= \arg \min_{a_{m,n}} \sum_{i,j \in W_{m,n}} [(\Delta^2 R'_{i,j} - a_{m,n} \Delta^2 G_{i,j})^2], \quad (14)$$

$$b_{m,n} = \arg \min_{b_{m,n}} \sum_{i,j \in W_{m,n}} (R'_{i,j} - a_{m,n} G_{i,j} - b_{m,n})^2. \quad (15)$$

然后按下式(16)获得 R 图像最终暂时估计  $\hat{R}$ 。

$$\hat{R}_{i,j} = a_{m,n} \cdot \tilde{G}_{i,j} + b_{m,n}, \quad \forall i, j \in W_{m,n}, \quad (16)$$

式中： $W_{m,n}$  是以像素  $(m,n)$  为中心的局部窗口， $(i,j)$  是

局部窗口  $W_{m,n}$  中的像素。

在计算出最终暂时估计  $\hat{R}$  的基础上，R 位置处的原始 R 像素值和最终暂时估计  $\hat{R}$  之间的残差：

$$D_{R(i,j)} = R_{i,j} - \hat{R}_{i,j}. \quad (17)$$

利用白图像及透镜掩膜信息，对 G/B 位置处残差的缺失分量进行加权线性插值：

$$D_{B(i,j)} = \sum_{(k,l) \in P} w_{kl}^P D_{R(k,l)}, \quad (18)$$

$$D_{G_H(i,j)} = \sum_{(k,l) \in M} w_{kl}^M D_{R(k,l)}, \quad (19)$$

$$D_{G_V(i,j)} = \sum_{(k,l) \in N} w_{kl}^N D_{R(k,l)}, \quad (20)$$

式中：

$$M = \{(i, j-1), (i, j+1)\}, \quad N = \{(i-1, j), (i+1, j)\},$$

$$P = \{(i-1, j-1), (i-1, j+1), (i+1, j-1), (i+1, j+1)\}.$$

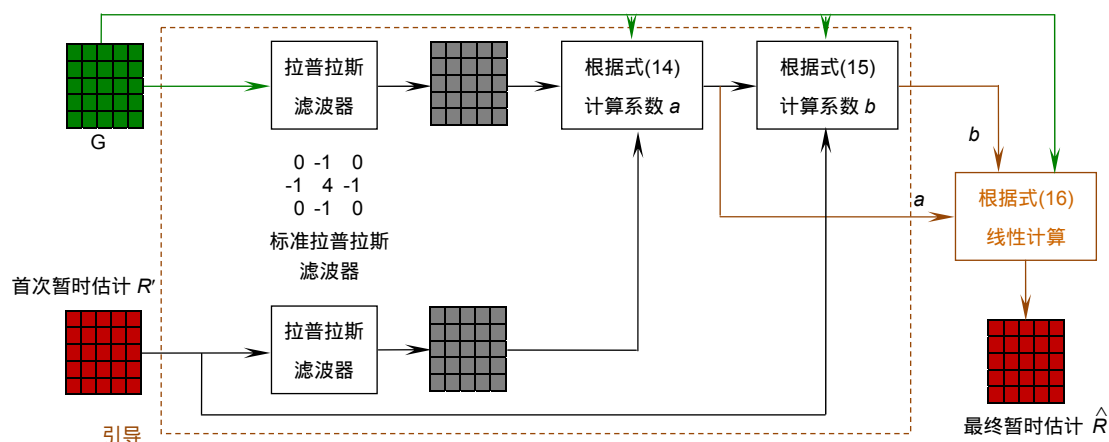


图 9 第二次引导流程框架

Fig. 9 The framework of the second guidance

其中：权重  $w_{kl}^P$ ,  $w_{kl}^M$ ,  $w_{kl}^N$  的定义与式(1)、式(2)中的权重  $w$  相同。 $D_{G_H(i,j)}$  和  $D_{G_V(i,j)}$  分别是沿水平和垂直方向的 G 位置的残差分量,  $D_{B(i,j)}$  是 B 位置的残差分量。最后, 我们将 R 图像的最终暂时估计值添加到加权残差插值后的图像以获取 R 图像最终估计:

$$\tilde{R}_{i,j} = \hat{R}_{i,j} + D_{i,j}, \quad (21)$$

其中: R 位置处的  $D_{i,j}$  采用的是式(17)中的  $D_{R(i,j)}$ , B 位置处的  $D_{i,j}$  采用的是式(18)中的  $D_{B(i,j)}$ , 水平方向 G 位置处的  $D_{i,j}$  采用的是式(19)中的  $D_{G_H(i,j)}$ , 垂直方向 G 位置处的  $D_{i,j}$  采用式(20)中的  $D_{G_V(i,j)}$ 。同样地以重建的 G 图像作为引导图像, 以相同的双引导滤波方法重建 B 图像。

### 3 实验结果与分析

为了验证提出算法的有效性, 本文分别在合成数据集和真实数据集上进行实验, 并与现在已存在的光场去马赛克算法进行比较。分别使用文献[17]算法, 文献[21]算法, 文献[28]算法, 文献[29]算法及本文算法对合成全光场图像与真实场景全光场图像进行去马赛克, 从定性和定量两个方面对比分析各算法的去马赛克结果。

#### 3.1 实验设置

本文实验在配置为 Intel-2620 V4 CPU 2.1 GHz×8 cores, NVIDIA GeForce TITANX×2, RAM 128 G, Ubuntu 14.04 64 位操作系统的台式电脑上完成, 编译软件为 Matlab 2015b。

使用的数据集由 Heideberg 大学提供的光场合成

数据集<sup>[30]</sup>和真实场景数据集。真实场景数据集包括文献[31]提供的 Lytro 1 和 Lytro Illum 相机拍摄的数据集。

合成数据集提供了去马赛克图像的真值, 进而可以采用颜色峰值信噪比(color peak signal-to-noise ratio, CPSNR)和结构相似性指数测量(structural similarity index, SSIM)作为量化指标评价算法性能, CPSNR 和 SSIM 的值越大, 表示去马赛克的效果越好。

#### 3.2 定量分析

通过文献[17]的合成微透镜图像方法获取微透镜图像真值, 由于得到的微透镜图像是完全理想的, 没有任何渐晕效应和边缘混叠, 为模拟边缘混叠的情况, 我们人为地生成具有边缘混叠的微透镜图像, 其步骤如下: 1) 通过类似文献[17]的合成微透镜图像的流程, 获取 9×9 小透镜图像。2) 使用最近邻插值算法将 9×9 角度块插值到 13×13, 通过重叠外围的四列或四行像素的方式将各个扩大角度块沿着正方形网格彼此靠近放置。3) 对重叠像素位置的灰度值进行相加, 再按重叠位置的像素个数求平均以避免相加后该位置灰度值超出正常灰度值范围, 同时去除各小透镜图的四个角落像素值以获得圆形角度块。为模拟光场图像的渐晕效应, 本实验采用一个均值为 0, 均方差为 25 的高斯函数生成的图像作为本文使用的白图像, 把白图像与上述得到的混叠微透镜图像相乘, 得到有渐晕的混叠微透镜图像。在有渐晕且边缘混叠的情况下分别对比分析各方法的评估指标(CPSNR 和 SSIM)。

表 1、表 2 是基于重建的视角获得的各个方法的

表 1 有渐晕且边缘混叠情况下的定量指标(CPSNR)

Table 1 Quantitative indicators (CPSNR) with vignetting and edge aliasing

Dataset	table	Bicycle	rosemary	backgammon	vinyl	herbs	boxes	sideboard	origami	dishes	Avg
文献[21]	39.73	37.76	37.23	43.12	39.72	40.46	40.17	35.53	40.23	36.02	38.99
文献[28]	39.32	37.56	38.36	43.48	40.47	40.93	39.54	35.62	37.95	37.48	39.07
文献[17]	43.52	40.43	40.82	44.74	42.55	41.73	43.33	37.39	42.91	38.52	41.59
本文	43.82	42.21	41.49	45.57	42.78	42.55	43.53	37.77	44.39	38.76	42.29

表 2 有渐晕且边缘混叠情况下的定量指标(SSIM)

Table 2 Quantitative indicators (SSIM) with vignetting and edge aliasing

Dataset	table	Bicycle	rosemary	backgammon	vinyl	herbs	boxes	sideboard	origami	dishes	Avg
文献[21]	0.763	0.731	0.818	0.723	0.839	0.686	0.777	0.679	0.712	0.622	0.735
文献[28]	0.703	0.712	0.809	0.676	0.806	0.674	0.768	0.716	0.705	0.652	0.722
文献[17]	0.784	0.761	0.902	0.747	0.904	0.723	0.884	0.775	0.826	0.696	0.8
本文	0.798	0.768	0.921	0.768	0.918	0.737	0.892	0.778	0.866	0.715	0.816

CPSNR、SSIM。总体对比各方法，可以看出本文算法在大多数场景下优于现有其他算法，在有渐晕且边缘混叠的情况下具有最高的 CPSNR 和 SSIM 值。本文算法和文献[17]算法优于另外两种传统算法(文献[21]和文献[28])，平均 CPSNR 改善超过 2.5 dB，是由于本文算法和文献[17]利用特定透镜结构进而避免因使用其他邻域透镜像素插值目标透镜像素而引起的混叠串扰。另外，从图 10 可以看出，本文算法相比文献[17]出现颜色伪影较少，原因在于本文算法不仅充分利用目标像素周围邻域信息获取高精度 G 图像，并且利用 G 图像双引导 R/B 图像来有效保留 G 图像结构以最终获得高质量光场图像。文献[17]的算法在插值过程中只利用和目标像素同行和同列的一些像素集合，没有充分利用目标像素的周围邻域，导致图像细节信息不能很好地恢复，出现颜色伪影。

### 3.3 定性分析

本文在 Lytro 相机获得的真实数据集上进行了实验验证。图 11 给出了真实场景去马赛克结果。可以看出文献[17]算法结果虽然看起来很清晰但同时包含更

多的颜色伪影，是由于该方法使用较少的目标邻域像素，导致缺失的颜色信息不能很好恢复。文献[29]和文献[28]的实验结果较模糊，是由于没有考虑特定透镜结构导致目标透镜像素插值过程中混合周围其他透镜像素。从对比结果中可以看出，本文方法产生较高质量的图像，具有较少的颜色伪影和较清晰的轮廓。

## 4 结论

针对光场相机的特定透镜结构及透镜边缘像素混叠等情况，提出了一种基于双引导滤波的光场去马赛克方法。通过利用 G 图像双引导 R/B 图像，R/B 图像能够有效地保留引导图像的结构。利用白图像信息及掩膜信息加权基于梯度的无阈值(GBTF)算法插值获取 G 图像，有效地避免插值过程中混合不同微透镜像素引起的视图模糊。实验结果显示，本文方法获取的去马赛克光场图像颜色伪影较少，边缘较清晰，获得相对较好的光场图像。接下来的工作是尝试解决光场解码流程中的颜色校正，以获得高质量的光场多视角图像。

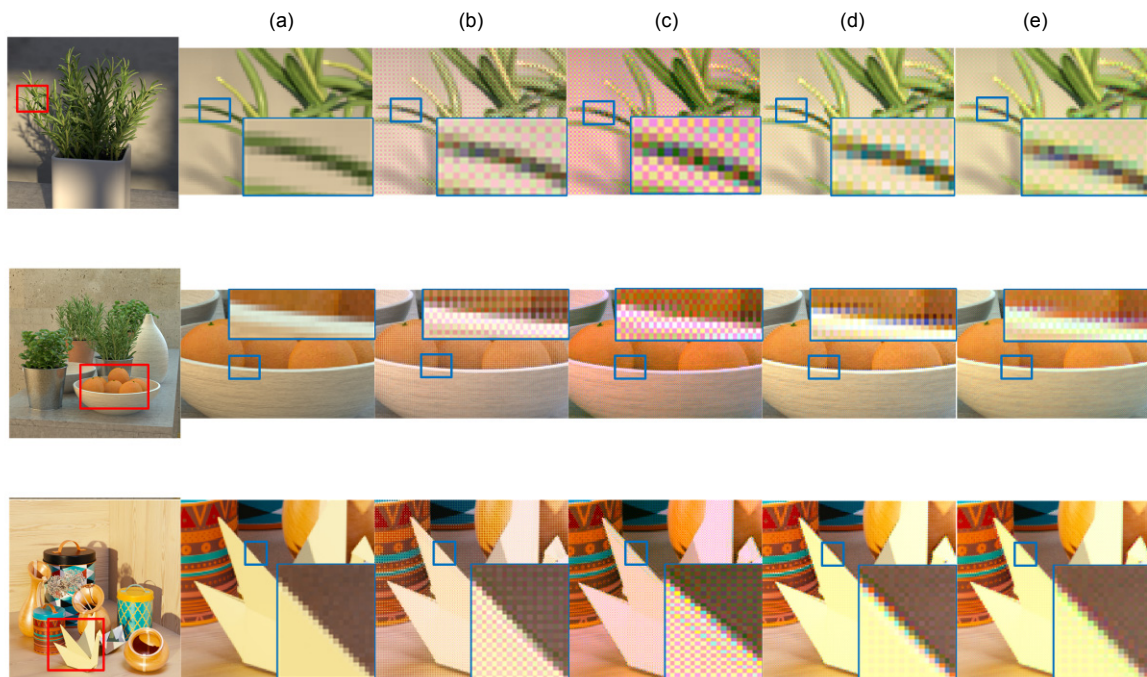


图 10 合成光场场景图。(a) GT 值; (b) 文献[21]方法; (c) 文献[28]方法; (d) 文献[17]方法; (e) 本文方法。选取的图像是光场多视角图像的(2,2)视角

Fig. 10 Synthetic light field scene image. (a) GT value; (b) The method of Ref. [21]; (c) The method of Ref. [28]; (d) The method of Ref. [17]; (e) Our method. The selected image is the (2,2) view of the multi-view image of the light field



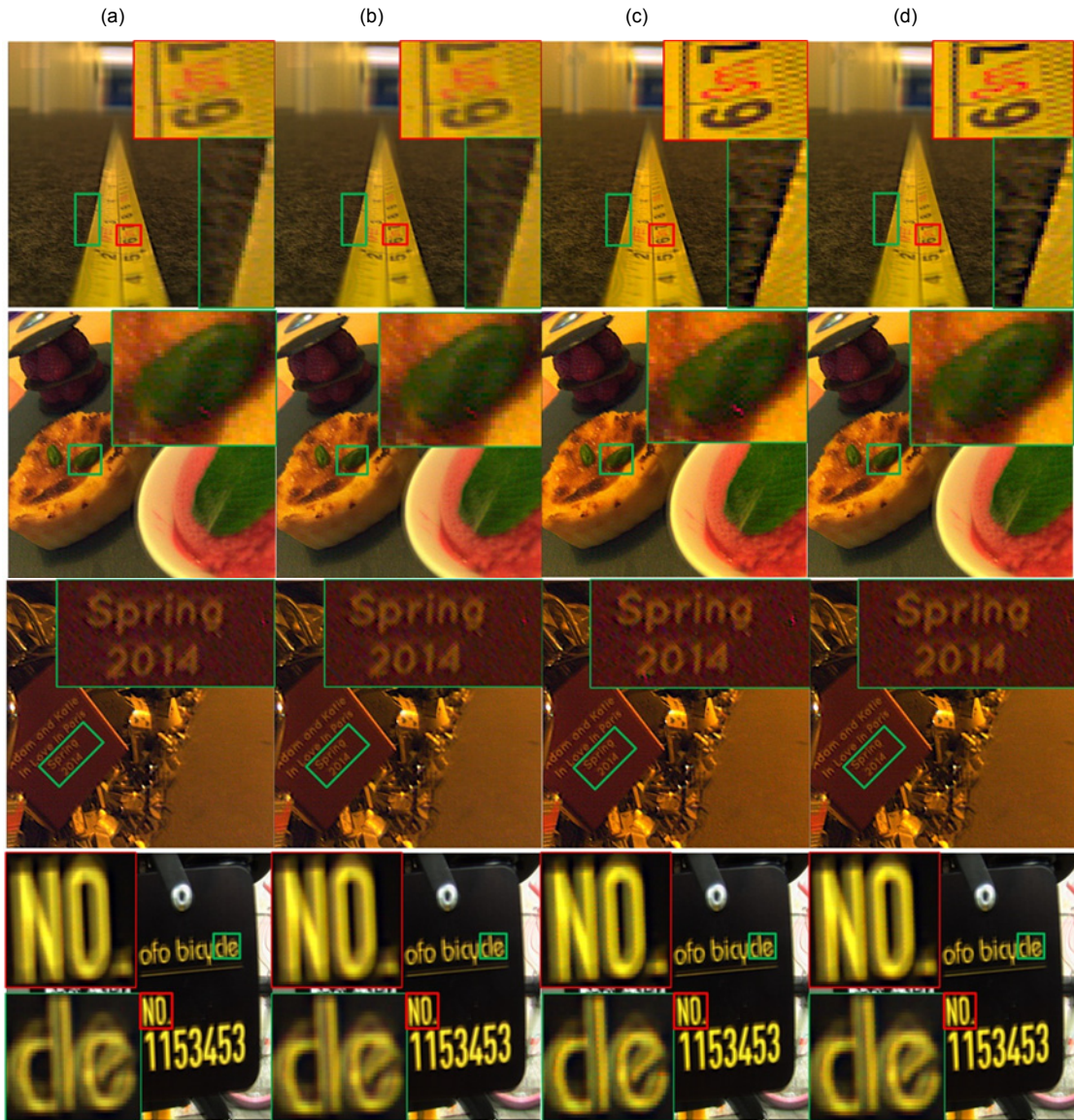


图 11 Lytro 真实场景图。(a) 文献[29]方法; (b) 文献[28]方法; (c) 文献[17]方法; (d) 本文方法。选取的图像是光场多视角图像的(2,2)视角

Fig. 11 Lytro real scene image. (a) The method of Ref. [29]; (b) The method of Ref. [28]; (c) The method of Ref. [17]; (d) Our method. The selected image is the (2,2) view of the multi-view image of the light field

## 参考文献

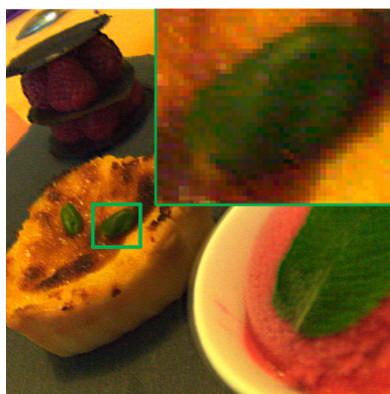
- [1] Ng R, Levoy M, Brédif M, et al. Light field photography with a hand-held plenoptic camera: CS-TR-2005-02[R]. Stanford: Stanford University, 2005.
- [2] Wang L J, Zhang J, Zhang X D, et al. Micro-lens array center calibration via local searching using lytro cameras[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2016, **43**(11): 19–25.  
王丽娟, 张骏, 张旭东, 等. 局部搜索式的 Lytro 相机微透镜阵列中心标定[J]. *光电工程*, 2016, **43**(11): 19–25.
- [3] Chan W S, Lam E Y, Ng M K, et al. Super-resolution reconstruction in a computational compound-eye imaging system[J]. *Multidimensional Systems and Signal Processing*, 2007, **18**(2–3): 83–101.
- [4] Bishop T E, Zanetti S, Favaro P. Light field superresolution[C]//*Proceedings of 2009 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP)*, 2009: 1–9.
- [5] Georgiev T, Lumsdaine A. Superresolution with plenoptic 2.0 cameras[C]//*Signal Recovery and Synthesis 2009*, 2009.
- [6] Bishop T E, Favaro P. The light field camera: extended depth of field, aliasing, and superresolution[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, **34**(5): 972–986.
- [7] Mitra K, Veeraraghavan A. Light field denoising, light field superresolution and stereo camera based refocussing using a GMM light field patch prior[C]//*Proceedings of 2012 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern*

- Recognition Workshops*, 2012.
- [8] Boominathan V, Mitra K, Veeraraghavan A. Improving resolution and depth-of-field of light field cameras using a hybrid imaging system[C]//*Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP)*, 2014.
- [9] Yoon Y, Jeon H G, Yoo D, et al. Learning a deep convolutional network for light-field image super-resolution[C]//*Proceedings of 2015 IEEE International Conference on Computer Vision Workshop (ICCVW)*, 2015.
- [10] Wang Y W, Liu Y B, Heidrich W, et al. The light field attachment: turning a DSLR into a light field camera using a low budget camera ring[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2017, **23**(10): 2357–2364.
- [11] Deng W, Zhang X D, Xiong W, et al. Light field super-resolution using global and local multi-views[J]. *Application Research of Computers*, 2019, **36**(5): 1549–1554, 1559.  
邓武, 张旭东, 熊伟, 等. 融合全局与局部视角的光场超分辨率重建[J]. *计算机应用研究*, 2019, **36**(5): 1549–1554, 1559.
- [12] Huang X, Cossairt O. Dictionary learning based color demosaicing for plenoptic cameras[C]//*Proceedings of 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, 2014: 455–460.
- [13] Seifi M, Sabater N, Drazic V, et al. Disparity-guided demosaicking of light field images[C]//*Proceedings of 2014 IEEE International Conference on Image Processing*, 2015.
- [14] Yu Z, Yu J Y, Lumsdaine A, et al. An analysis of color demosaicing in plenoptic cameras[C]//*Proceedings of 2012 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2012: 901–908.
- [15] Xu S, Zhou Z L, Devaney N. Multi-view image restoration from plenoptic raw images[C]//*Computer Vision - ACCV 2014 Workshops*, 2014, **9009**: 3–15.
- [16] Cho H, Yoo H. Masking based demosaicking for image enhancement using plenoptic camera[J]. *International Journal of Applied Engineering Research*, 2018, **13**(1): 273–276.
- [17] David P, le Pendu M, Guillemot C. White lenslet image guided demosaicing for plenoptic cameras[C]//*Proceedings of the 19th International Workshop on Multimedia Signal Processing (MMSP)*, 2017.
- [18] Adams Jr J E, Hamilton Jr J F. Adaptive color plane interpolation in single sensor color electronic camera: EP0732858A3[P]. 1996-09-18.
- [19] Malvar H S, He L W, Cutler R. High-quality linear interpolation for demosaicing of bayer-patterned color images[C]//*Proceedings of 2004 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2004.
- [20] Zhang L, Wu X L. Color demosaicking via directional linear minimum mean square-error estimation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(12): 2167–2178.
- [21] Pekkucuksen I, Altunbasak Y. Gradient based threshold free color filter array interpolation[C]//*Proceedings of 2010 IEEE International Conference on Image Processing*, 2010.
- [22] Zhang L, Wu X L, Li X. Color demosaicking by local directional interpolation and nonlocal adaptive thresholding[J]. *Journal of Electronic Imaging*, 2011, **20**(2): 023016.
- [23] Chen X D, He L W, Jeon G, et al. Multidirectional weighted interpolation and refinement method for bayer pattern CFA demosaicking[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2015, **25**(8): 1271–1282.
- [24] Alleysson D, Susstrunk S, Herault J. Linear demosaicing inspired by the human visual system[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(4): 439–449.
- [25] Dubois E. Frequency-domain methods for demosaicking of Bayer-sampled color images[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2005, **12**(12): 847–850.
- [26] Leung B, Jeon G, Dubois E. Least-squares luma-chroma demultiplexing algorithm for bayer demosaicking[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2011, **20**(7): 1885–1894.
- [27] Kiku D, Monno Y, Tanaka M, et al. Residual interpolation for color image demosaicking[C]//*Proceedings of 2013 IEEE International Conference on Image Processing*, 2013.
- [28] Kiku D, Monno Y, Tanaka M, et al. Minimized-laplacian residual interpolation for color image demosaicking[J]. *Proceedings of the SPIE*, 2014, **9023**: 90230L.
- [29] Dansereau D G, Pizarro O, Williams S B. Decoding, calibration and rectification for lenselet-based plenoptic cameras[C]//*Proceedings of 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2013.
- [30] Wanner S, Meister S, Goldluecke B. Datasets and benchmarks for densely sampled 4D light fields[C]//*Vision Modeling and Visualization*, 2013: 225–226.
- [31] Mousnier A, Vural E, Guillemot C. Lytro dataset[EB/OL]. [2017-05-03]. <http://www.irisa.fr/temics/demos/lightField/index.html>.

# A light field demosaicing method with double guided filtering

Shi Mengdi, Zhang Xudong\*, Dong Yunliu, Zhang Jun, Sun Rui

School of Computer Science and Information Engineering, Hefei University of Technology, Hefei, Anhui 230601, China



Experiment result of real light field image

**Overview:** With the development of light field imaging technology, the light field camera, as a new multi-view imaging device, has become popular in computer imaging community. Light field cameras can be divided into three categories: camera array cameras, mask cameras, and microlens cameras. Due to its simple structure and small size, the microlens camera has been widely used. Since the microlens camera uses a single CCD sensor with a color filter array (CFA) to capture the 3D scene information, it can only sample one of the RGB values for each pixel. In order to obtain a high quality light field color image, the light field camera needs to be demosaiced to obtain a full-color image. The demosaicing algorithm of the traditional cameras has been studied for decades, and the corresponding technologies are very mature. Different from the regular image, every microlens image has aliasing or vignetting effect at the boundary owing to its special structure. Therefore, it is not suitable to directly apply a conventional demosaicing algorithm to the microlens images to obtain a full-color image. In recent years, many light field demosaicing algorithms have been proposed to achieve reasonable results when there is no aliasing or vignetting on the microlens images. However, when there are aliasing and vignetting effects on the microlens images, the performance of these algorithms becomes worse and some terrible phenomena may appear in full-color images, such as image blurring and color artifacts. To solve the above issue, a light field demosaicing algorithm based on double-guided filtering is proposed. Wherein, double-guided filtering refers to using two guiding filters, that is, applying a sparse Laplacian to the input image in the first guiding filtering, and obtaining an output by minimizing sparse Laplacian energy. In the second boot filtering, the output of the first boot filter is used as the input, and a standard Laplacian is applied to the input image by minimizing the standard Laplacian energy, which can effectively preserve the structure of the guided image. First, the G image is reconstructed by reweighting the gradient based threshold free (GBTf) algorithm with the white image and lenslet mask information. Then, the reconstructed G image is used to double-guide the R/B image for reconstruction. Finally, the reconstructed R, G, and B images are combined into a full-color image. The experiments are carried out on the synthetic light field dataset and the real scene light field dataset, respectively, which verify the effectiveness of the proposed algorithm by increasing the index CPSNR by 1.68%, the index SSIM by 2%, comparing with the state of the arts. The light field full-color images obtained by our method have clear edges and less color artifacts.

**Citation:** Shi M D, Zhang X D, Dong Y L, *et al.* A light field demosaicing method with double guided filtering[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2019, 46(12): 180539

Supported by National Natural Science Foundation of China (61876057, 61471154)

\* E-mail: xudong@hfut.edu.cn