

基于边缘增强引导滤波的光场全聚焦图像融合

武迎春 王玉梅* 王安红 赵贤凌

(太原科技大学电子信息工程学院 太原 030024)

摘 要: 受光场相机微透镜几何标定精度的影响, 4D光场在角度方向上的解码误差会造成积分后的重聚焦图像边缘信息损失, 从而降低全聚焦图像融合的精度。该文提出一种基于边缘增强引导滤波的光场全聚焦图像融合算法, 通过对光场数字重聚焦得到的多幅重聚焦图像进行多尺度分解、特征层决策图引导滤波优化来获得最终全聚焦图像。与传统融合算法相比, 该方法对4D光场标定误差带来的边缘信息损失进行了补偿, 在重聚焦图像多尺度分解过程中增加了边缘层的提取来实现图像高频信息增强, 并建立多尺度图像评价模型实现边缘层引导滤波参数优化, 可获得更高质量的光场全聚焦图像。实验结果表明, 在不明显降低融合图像与原始图像相似性的前提下, 该方法可有效提高全聚焦图像的边缘强度和感知清晰度。

关键词: 4D光场; 全聚焦图像融合; 引导滤波; 边缘增强; 参数优化

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2020)09-2293-09

DOI: [10.11999/JEIT190723](https://doi.org/10.11999/JEIT190723)

Light Field All-in-focus Image Fusion Based on Edge Enhanced Guided Filtering

WU Yingchun WANG Yumei WANG Anhong ZHAO Xianling

(School of Electronic and Information Engineering, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: Affected by the micro-lens geometric calibration accuracy of the light field camera, the decoding error of the 4D light field in the angular direction will cause the edge information loss of the integrated refocused image, which will reduce the accuracy of the all-in-focus image fusion. In this paper, a light field all-in-focus image fusion algorithm based on edge-enhanced guided filtering is proposed. Through multi-scale decomposition of the digital refocused images and guided filtering optimization of the feature layer decision map, the final all-in-focus image is obtained. Compared with the traditional fusion algorithm, the edge information loss caused by the 4D light field calibration error is compensated in the presented method. In the step of multi-scale decomposition of the refocused image, the edge layer extraction is added to accomplish the high-frequency information enhancement. Then the multi-scale evaluation model is established to optimize the edge layer's guided filtering parameters to obtain a better light field all-in-focus image. The experimental results show that the edge intensity and the perceptual sharpness of the all-in-focus image can be improved without significantly reducing the similarity between the all-in-focus image and the original image.

Key words: 4D light field; All-in-focus image fusion; Guided filtering; Edge enhancement; Parameter optimization

收稿日期: 2019-09-17; 改回日期: 2020-07-13; 网络出版: 2020-07-22

*通信作者: 王玉梅 1954569241@qq.com

基金项目: 国家自然科学基金(61601318), 山西省青年科技研究基金(201601D021078), 山西省重点学科建设经费, 山西省互联网+3D打印协同创新中心, 山西省1331工程重点创新团队, 山西省科技创新团队(201705D131025), 太原科技大学博士启动基金(20132023), 国家留学基金

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61601318), The Shanxi Science Foundation of Applied Foundational Research (201601D021078), The Fund of Shanxi Key Subjects Construction, The Collaborative Innovation Center of Internet+3D Printing in Shanxi Province, The Key Innovation Team of Shanxi 1331 Project, The Scientific and Technological Innovation Team of Shanxi Province (201705D131025), The Youth Foundation of Taiyuan University of Science and Technology (20132023), The Foundation of China Scholarship Council

1 引言

全聚焦图像融合是指将同一场景不同深度处多幅局部聚焦的图像融合成一幅整体聚焦的清晰图像,使其具备更完整的空间信息^[1]。传统图像的全聚焦融合基于相机多次调焦得到的多聚焦图像,调焦过程中成像几何关系的变化及机械抖动等问题会造成不同时刻拍摄图像中物体的大小及视点位置发生变化,对后期图像融合算法的鲁棒性要求更高。光场相机可以在单次曝光后经数字重聚焦技术得到多张重聚焦图像^[2],不涉及物理调焦过程中引入的场景成像范围及成像角度变化的限制,为全聚焦图像的融合提供了更多的便利。

全聚焦图像融合算法分为变换域和空间域^[3],变换域算法将被融合图像转化到其他特征域来完成图像融合^[4],典型的算法以小波变换法^[5]为代表。空间域算法包括基于像素和基于区域的融合算法^[6],如Zhang Yu等人^[7]提出的通过多尺度形态学聚焦测量实现边界划分的方法即为最典型的基于区域的空间融合算法。相对于基于区域的融合算法,基于像素的融合算法不需要将被融合图像分区,具有算法简单且时间复杂度低的优势,典型算法包括拉普拉斯评价法^[8]、主成分分析法^[9]、基于稠密SIFT的融合和法^[10]及引导滤波法^[11,12]等。该类算法的精度主要取决于决策图的计算,如引导滤波法首先将源图像双尺度分解为不同特征层,通过引导滤波对初步融合决策图进行优化得到每一特征层的决策图,将决策图与对应特征层加权平均得到各特征层融合图像后再组成最终融合图像^[11]。

将引导滤波算法用于光场全聚焦图像的计算时,光场相机微透镜中心几何标定误差使得解码得到的4D光场信息在角度方向上存在微小误差,导致积分后的重聚焦图像边缘信息损失,降低了全聚焦图像融合的精度。基于此,本文提出一种基于边缘增强引导滤波的光场全聚焦图像融合算法,该算法在对重聚焦图像进行尺度分解时,增加了边缘层的提取,并根据边缘信息特征选取引导滤波参数实现了边缘层的决策图优化,最终达到提高全聚焦融合质量的效果。

2 基于引导滤波的光场全聚焦图像融合原理

全聚焦图像的计算是微透镜光场相机一个重要应用分支,该技术通过单次曝光获取空间光场的4D信息来计算全聚焦图像。将引导滤波算法用于光场全聚焦图像融合时,主要步骤包括重聚焦图像的计算及引导滤波完成重聚焦图像融合。

2.1 重聚焦图像计算

微透镜光场相机对4D光场 $L_F(x, y, u, v)$ 的记录

基于光场的双平面参数化模型,即空间任一光线均可用其与两平面的交点确定,光场相机的主透镜平面对应 (u, v) 面,传感器平面对应 (x, y) 面。通过对光场相机进行微透镜中心几何标定,去冗余后经坐标转换可从光场原图中解码得到4D光场矩阵。根据光场数字重聚焦理论,结合光场双平面参数化模型,如图1所示,当光场相机的成像平面由传感器平面移动到重聚焦平面时,原始4D光场 $L_F(x, y, u, v)$ 经坐标变换可映射为新的4D光场 $L_{F'}(x', y', u', v')$,新的4D光场和原始光场存在映射关系^[13]为

$$L_{F'}(x', y', u', v') = L_F(\alpha_n \cdot x + (1 - \alpha_n) \cdot u, \alpha_n \cdot y + (1 - \alpha_n) \cdot v, u, v) \quad (1)$$

其中, $\alpha_n = F'/F$, F 表示主透镜平面与传感器平面的距离, F' 表示主透镜平面与重聚焦平面的距离。调节 α 值的大小,可得到不同像平面对应的不同聚焦深度的4D光场,根据经典光辐射公式对4D光场进行积分,即可得到不同聚焦深度处的重聚焦图像^[13]

$$\begin{aligned} I_{F'}(x', y') &= \frac{1}{F'^2} \iint L_{F'}(x', y', u', v') du' dv' \\ &= \frac{1}{\alpha_n^2 \cdot F^2} \iint L_F(\alpha_n \cdot x + (1 - \alpha_n) \cdot u, \alpha_n \cdot y + (1 - \alpha_n) \cdot v, u, v) du dv \end{aligned} \quad (2)$$

当 α 取 N 个不同的值时, $\alpha = \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N$, 根据式(2)可以得到 N 幅聚焦在不同深度的重聚焦图像 $I_{\alpha_1 \cdot F}, I_{\alpha_2 \cdot F}, \dots, I_{\alpha_N \cdot F}$, 为了方便表示,将其记为 I_n , 其中 $n = 1, 2, \dots, N$ 。这里的 N 取值越大,重聚焦图像数目越多,对应到实际场景中的聚焦面越多,融合后的图像越清晰。从融合算法的时间复杂度考虑,在满足目标融合图像清晰度要求的前提下, N 的取值应尽量小。

2.2 重聚焦图像引导滤波融合

将式(2)得到的重聚焦图像作为传统引导滤波算法框架^[11]的待融合图像,采用平均滤波器将多幅重聚焦图像 I_n 分别分解为基础层和细节层,同时利用拉普拉斯算子计算多幅重聚焦图像的初步融合决策图。将重聚焦图像作为引导图,初步融合决策图作为输入图,通过设定引导滤波的参数 r_1, ε_1, r_2 ,

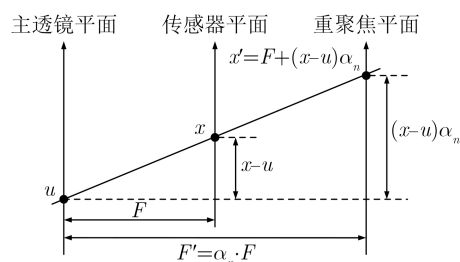


图1 光场数字重聚焦几何模型

ε_2 分别得到基础层和细节层的优化决策图,最后根据优化决策图得到融合图像的基础层和细节层构成全聚焦图像^[11]。

3 边缘增强引导的全聚焦图像融合

微透镜阵列光场相机的结构设计基于光场的双平面表示模型,根据经典的全光辐射公式,在传感器平面得到的2D图像为4D光场沿着角度方向 (u, v) 的二重积分。在计算重聚焦图像时,首先需要通过微透镜中心标定从2D光场原图中解码出4D光场信息,4D光场空间方向 (x, y) 的分辨率由微透镜的个数确定,角度方向 (u, v) 的分辨率由每个微透镜对应成像区域的像素个数决定,该区域称为“宏像素”,对每个宏像素对应区域的灰度值积分,即可得到重聚焦图像。光场原图的解码及积分过程如图2所示,图2(a)为Lytro光场相机获得的光场原图,图2(b)为图2(a)在虚线框处的局部放大图,设其标准的微透镜成像中心为图中白点所在位置,由于标定误差,实际得到的微透镜成像中心为图中黑点所在位置,该标定误差使得解码得到的4D光场数据在角度方向发生偏差,导致光场变换积分后的重聚焦图像边缘信息损失,如图2(c)、图2(d)所示。

光场重聚焦图像的边缘信息损失将直接影响到后期全聚焦图像融合的质量,针对此问题,本节对传统引导滤波图像融合算法的框架进行了改进,改进的算法流程图如图3所示,具体步骤包括:(1)光场原图经光场解码、数字重聚焦得到 N 幅重聚焦图像;(2)采用拉普拉斯算子计算各重聚焦图像融合的初步决策图;(3)将 N 幅重聚焦图像3尺度分解为不同的特征层(边缘层、基础层、细节层);(4)通过引导滤波优化各特征层的初步融合决策图;(5)将各特征层的优化决策图与对应特征图加权平均后得到融合后的特征层;(6)各特征层相加得到全聚焦图像。改进的算法在重聚焦图像特征层分解时增加了边缘层的提取,同时建立了多尺度图像评价模型实现边缘层引导滤波参数的优化,对微透镜标定误差带来的重聚焦图像边缘信息损失进行了补偿。

3.1 边缘增强的特征层分解

各向同性的2阶微分算子拉普拉斯算子常被用于边缘提取,考虑到其对噪声敏感的特性,一般先将图像与高斯滤波器卷积进行降噪处理,再采用拉普拉斯算子提取边缘。为了使边缘层的提取更为简单,本节直接采用同时具有边界提取功能和降噪功能的LoG(Laplacian of Gaussian)算子^[14]完成边缘层的提取,LoG算子核函数定义为

$$\text{LoG} = \Delta G_{\sigma}(x, y) = \frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} e^{-(x^2 + y^2)/2\sigma^2} \quad (3)$$

其中, Δ 代表拉普拉斯算子,其实际意义为对高斯函数求2阶偏导; $G_{\sigma}(x, y)$ 为高斯函数,且 $G_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right)$;此处滤波窗的大小选取为 5×5 ,故 (x, y) 的取值范围为 $[-2, 2]$ 的整数; σ 代表标准差,此处取经验值0.5。多幅重聚焦图像分别与LoG算子卷积即可得到对应的边缘层图像

$$E_n = I_n * \text{LoG} \quad (4)$$

对于基础层,根据文献^[11],采用平均滤波器与重聚焦图像卷积得到,细节层由重聚焦图像减去边缘层和基础层得到。

3.2 边缘层引导滤波参数优化

增加边缘层的提取后,需要对边缘层的权重图进行优化。边缘层权重图优化的关键在于引导滤波参数 r, ε 的选取^[15],根据文献^[15], r 表示引导滤波器的窗口半径, ε 表示滤波器的一个正则化参数。

为了方便区分,边缘层的引导滤波参数记为 r_1, ε_1 ,基础层的引导滤波参数记为 r_2, ε_2 ,细节层的引导滤波参数记为 r_3, ε_3 。根据文献^[11],基础层、细节层的引导滤波参数设定为: $r_2=45, \varepsilon_2=0.3, r_3=7, \varepsilon_3=10^{-6}$ 。 r_1, ε_1 的优化原则是:在不降低融合的全聚焦图像与源图像(重聚焦图像)相似性的前提下,使得最终得到的全聚焦图像尽量清晰。本文采用文献^[16]对应的光场图像数据集为测试对象来分析 r_1, ε_1 对滤波器融合性能的影响,融合性能指标分别选取平均梯度(Average Gradient, AG)、归一化互信息(Normalized Mutual Information, NMI)、改进的结构相似性(Modified Structural Similarity In-

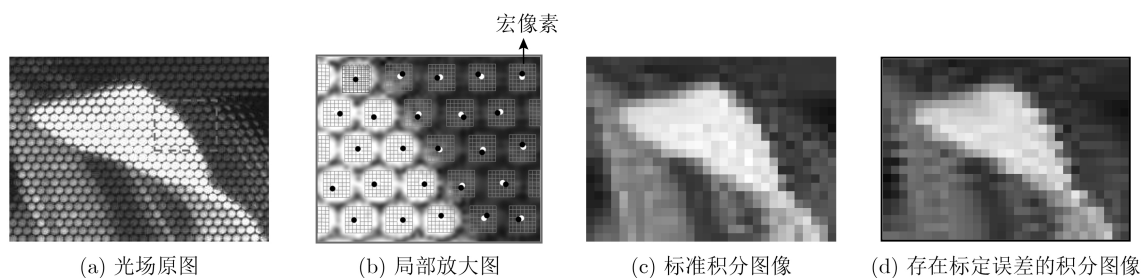


图2 2D光场原图的解码及积分

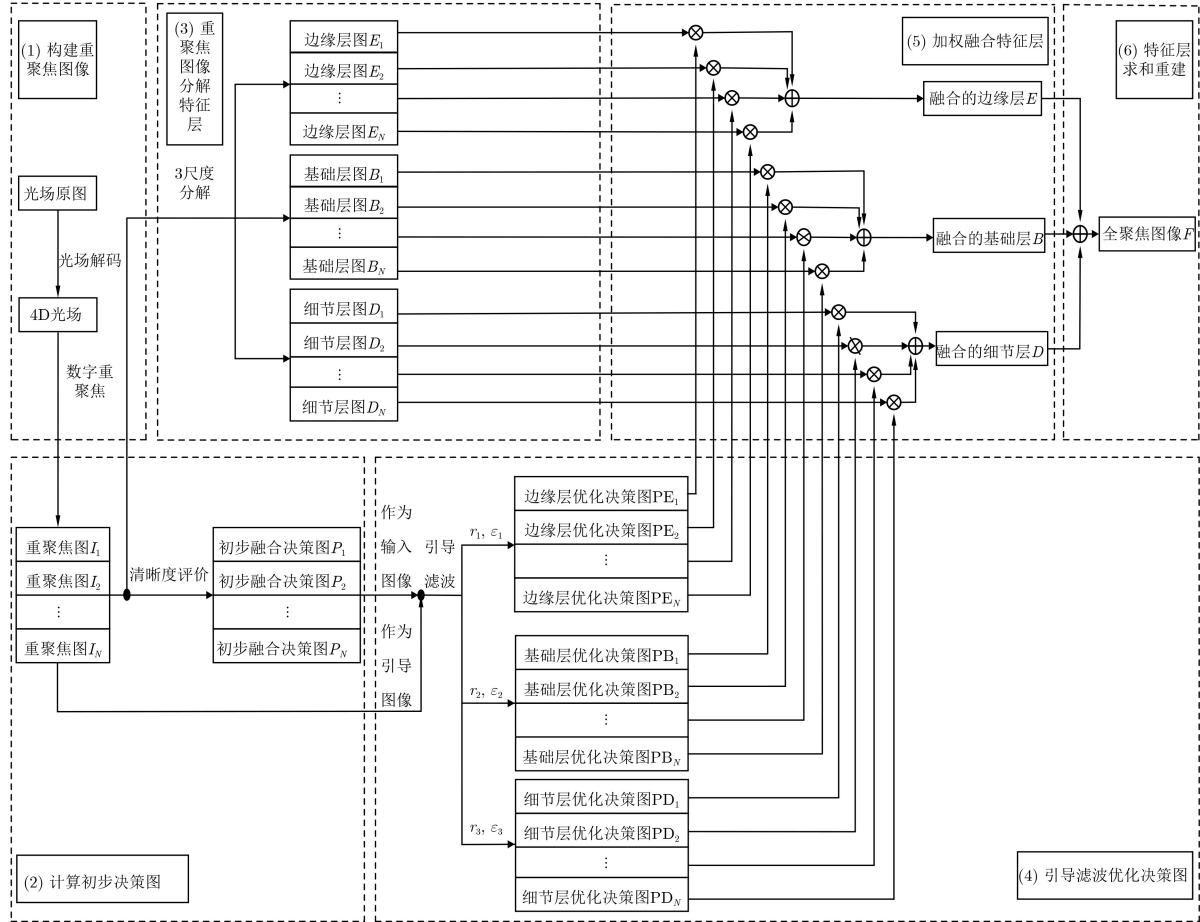


图3 边缘增强引导滤波算法流程

dex, MSSSI)3个评价函数对融合的全聚焦图像的质量进行评价。其中AG用于评价融合图像的清晰度^[7], NMI, MSSSI用于评价融合图像与源图像信息和结构的相似性^[7]。

由于本文中提取的边缘层的特征跟细节层的特征更为接近, 故 r_1, ε_1 的取值参考细节层 r_3, ε_3 的取值范围。固定 $\varepsilon_1=10^{-3}$, 滤波器的窗口半径 r 从0变到40时, 融合图像的AG, NMI, MSSSI值随 r_1 的变化如图4(a)所示。由图4(a)可以看出, 随着 r_1 的不断增大, AG呈先下降后上升趋势, NMI和MSSSI呈先上升后下降趋势, 当NMI和MSSSI达到最大值时, AG为最小值。为保证AG, NMI和MSSSI都较高, r_1 折中后取20时融合后的全聚焦图像清晰度较高且与源图像相似度较强。因此图4(a)的折中标准是: AG, NMI和MSSSI均处于中间水平。

由于 ε 是用于约束引导滤波器线性系数 a_k 的参数^[15], 滤波器的性能随该值的变化没有 r 敏感, 故 ε_1 从初值 10^{-6} 以指数形式递增。固定 $r_1=20$, 融合图像的AG, NMI, MSSSI值随 ε_1 的变化如图4(b)所示, 由图4(b)可以看出, 随着 ε_1 的不断增大, AG呈上升趋势, 但NMI和MSSSI呈下降趋势。在 $\varepsilon_1=10^{-3}$

的位置, AG的值由谷值向上跳变、NMI和MSSSI的值由峰值向下跳变。因为参数 r_1 的优化已经提高了融合图像的清晰度, 所以为了保证融合图像与源图像信息和结构的相似性(即较高的NMI和SSIM), ε_1 取 10^{-3} 。因此图4(b)的折中标准是: 取AG, NMI和MSSSI曲线的临界跳变点。综上所述, 在获取边缘层优化权重图时, 引导滤波的参数取为 $r_1=20$, $\varepsilon_1=10^{-3}$ 。

4 实验结果

为了验证本文所提边缘增强引导滤波图像融合算法的有效性, 本文采用文献[16]提供的由Lytro光场相机拍摄的去冗余后的光场原图作为实验对象(如图5(a)所示), 对融合框架进行了验证。图5(a)为去冗余后的光场原图, 分别取 $\alpha_1=0.4$, $\alpha_2=0.7$, $\alpha_3=1.0$, 通过式(2)计算得到3张聚焦在不同深度的重聚焦图像, 如图5(b)—图5(d)所示。

根据本文所提算法将图5(b)—图5(d)分解为边缘层、基础层和细节层, 用于后续各特征层的融合, 如图6所示。同时, 图5(b)—图5(d)与拉普拉斯算子进行卷积、再经高斯低通滤波去噪后, 通过比

较拉普拉斯值的大小得到初步融合决策图,如图7所示。将图7(a)—图7(c)分别作为输入图像,图5(b)—图5(d)分别作为引导图像,分别取 $r_1=20$, $\varepsilon_1=10^{-3}$, $r_2=45$, $\varepsilon_2=0.3$ 和 $r_3=7$, $\varepsilon_3=10^{-6}$,经引导滤波得到各特征层优化后的融合决策图,如图8所示。每幅重聚焦图像的各层特征图(图6)乘以相应的权重系数(图8,即优化后的决策图)求和后得到融合后的各层特征图,如图9所示。各融合后的特征层叠加后得到光场全聚焦图像,如图9(d)所示。从图9(d)中可以看出,融合后光场全聚焦图像整体清晰,验证了本文所提算法的有效性。

为了定性评价本文算法的性能,选取文献[5,7-9,11]提出的5种经典图像融合算法与本文所提算法进行对比,它们分别为:基于主成分分析(Principal Components Analysis, PCA)的方法[9]、基于小波变换(Wavelet Transform, WT)的方法[5]、基于拉

普拉斯(Laplace)的方法[8]、基于边界寻找(Boundary Finding, BF)[7]的方法、基于引导滤波(Guided Filtering Fusion, GFF)[11]的方法。被测试数据为文献[16]对应数据集中的“Cup”图像,如图10(a)所示。为了简化实验过程,选取 $\alpha_1=1.0$, $\alpha_2=30.0$ 时对应的两幅重聚焦图像进行融合,如图10(b)、图10(c)所示,各种算法的融合结果如图10(d)—图10(i)所示。通过仔细对比图10(d)—图10(i)发现,本文所提算法融合后的图像具有更高的清晰度。选取融合图像的前景及背景代表区域(如图中实线框及虚线框所框区域)进行放大,局部放大细节图如图10(j)与图10(k)所示,可见本文算法的融合图像在笔杆处及杯子后方字体上的“Multiple”字样明显比其它算法清晰,说明本文算法在视觉效果上具有一定优势。

定性评价耗时且不易客观的反映图像质量,因

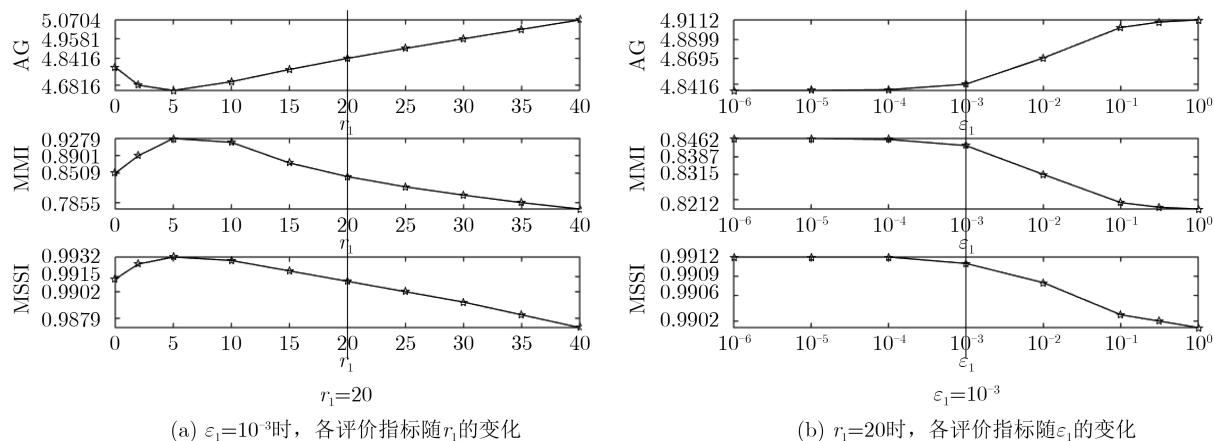


图4 边缘增强引导滤波的参数优化

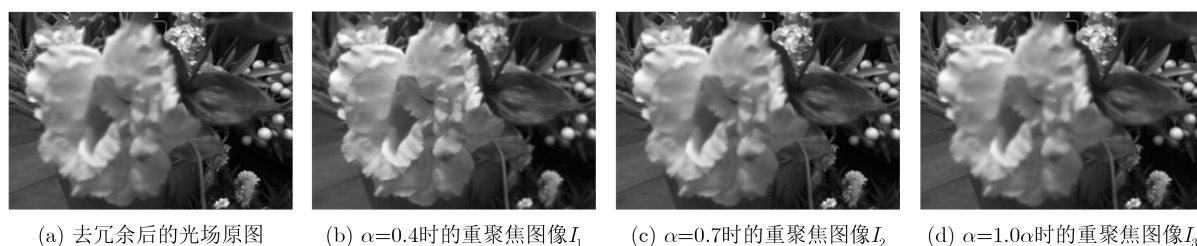


图5 光场原图及重聚焦图像

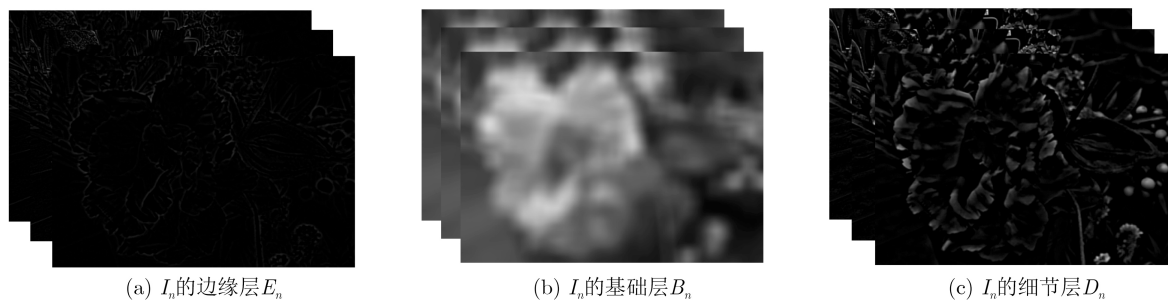


图6 特征层分解

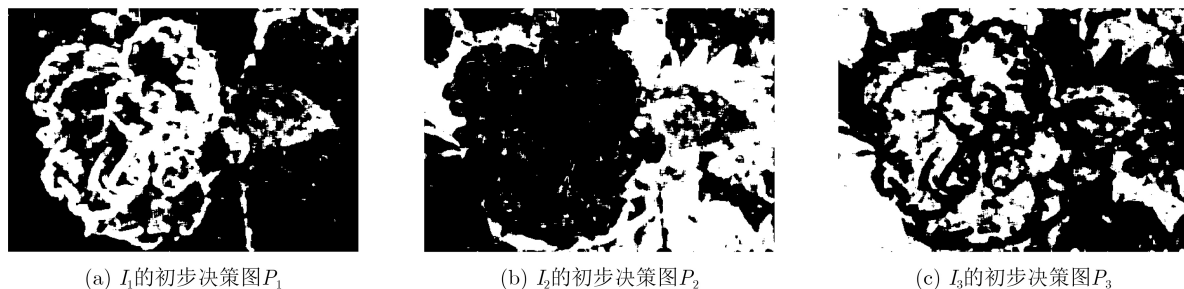


图7 初步决策图的获取

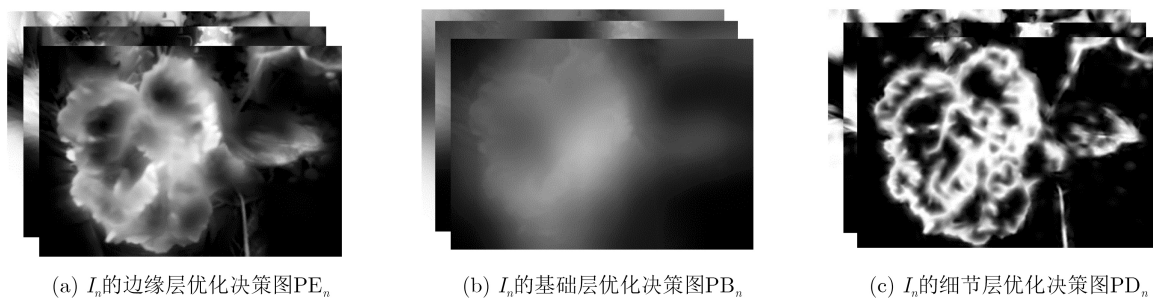


图8 初步融合决策图的优化

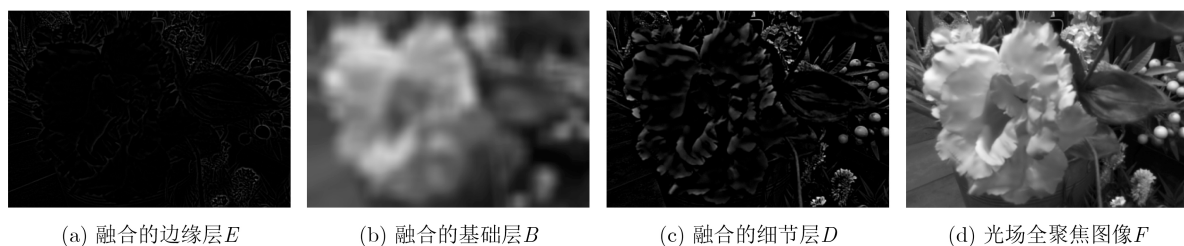


图9 光场全聚焦图像融合

此需要进一步定量评价融合图像质量。由于实验过程中无法直接获取标准的全聚焦图像，且目前公开的光场图像数据库没有给出标准参考的全聚焦图像，给实验过程中定量评价函数的选择增加了难度。针对没有标准参考图像的情况，目前已有的图像质量评价函数主要分为4类：基于信息论的函数、基于图像特征的函数、基于图像结构相似性的函数和基于人类感知启发的函数^[18]。在这4类函数中，本文从每个类别中选择一个代表性的函数，且避免与边缘层引导滤波参数优化时选取的评价函数一致，以增强3.2节参数优化模型的泛化能力，防止数据过拟合。

具体选取的4个评价函数分别是：信息熵(Information Entropy, IE)^[7]、边缘强度(Edge Intensity, EI)^[19]、特征互信息(Feature Mutual Information, FMI)^[20]和图像感知清晰度(Perceptual Sharpness of Image, PSI)^[21]，它们分别对基于PCA的方法、基于WT的方法、基于Laplace的方法、基于BF的方法、基于GFF的方法、基于稠密SIFT的融合法(Image fusion with Dense SIFT, DSIFT)^[10]、

基于广义随机游动的引导滤波法(Guided image fusion based on Generalized Random Walk, G-GRW)^[12]以及本文方法得到的融合图像进行评价。其中，IE从信息论的角度反映图像信息丰富程度，EI反映图像边缘点梯度的幅值，两者值越大，图像越清晰；FMI用于评价图像间特征信息的相似性，其值越大，融合图像与源图像越相似；PSI基于人类视觉系统的特性来评价图像的清晰度，其值越大，图像越清晰。

实验测试对象为文献^[16]提供的“Cup”，“Flower”和“Runner”图像，各评价函数对应的评价结果如表1、表2、表3所示。表中加粗字体表示每一列的最大值，其位置反映了对应评价函数下的最优算法。从表1—表3可以看出，本文方法的EI和PSI明显高于其它方法，原因在于本文算法在重聚焦图像多尺度分解过程中增加了边缘层的提取来实现图像边缘信息增强，从而提高了融合图像的清晰度，该评价结果与定性评价结果一致；本文方法的IE在“Runner”图像的评价结果为最大，在“Flower”和“Cup”图像上仅略低于基于WT的



图 10 Cup图像融合实验结果对比

表 1 Flower图像不同融合算法性能评价指标比较

Flower	IE	EI	FMI	PSI
PCA	7.7027	34.8908	0.6903	0.1806
WT	7.7178	39.4788	0.6343	0.1973
Laplace	7.6965	39.3516	0.7317	0.1867
BF	7.6929	39.0181	0.7521	0.1873
GFF	7.7081	38.6164	0.7333	0.1860
G-GRW	7.7047	38.8265	0.7435	0.1851
DSIFT	7.7054	39.4555	0.7494	0.1921
本文	7.7099	40.3353	0.6482	0.2330

表 2 Cup图像不同融合算法性能评价指标比较

Cup	IE	EI	FMI	PSI
PCA	7.6366	39.7368	0.6145	0.1991
WT	7.6453	47.2613	0.5609	0.2768
Laplace	7.6172	46.1445	0.6891	0.2473
BF	7.6191	45.9757	0.6976	0.2478
GFF	7.6365	45.6423	0.6916	0.2400
G-GRW	7.6366	45.7279	0.6976	0.2467
DSIFT	7.6366	45.8104	0.6984	0.2474
本文	7.6366	47.2942	0.6392	0.2857

方法，原因在于WT的高频信息融合规则为特征值取最大，高频信息的过分强调增加了图像的信息丰

富性；在FMI上，本文方法在3幅图像上得到的结果处于中间水平，说明本文在没有明显降低融合图

表 3 Runner图像不同融合算法性能评价指标比较

Runner	IE	EI	FMI	PSI
PCA	7.4581	67.7672	0.7363	0.2844
WT	7.4673	76.1906	0.7286	0.3307
Laplace	7.4664	75.9168	0.7774	0.3260
BF	7.4606	74.4269	0.7834	0.3291
GFF	7.4653	74.4718	0.7835	0.3157
G-GRW	7.4654	74.4898	0.8285	0.3191
DSIFT	7.4664	74.9858	0.8293	0.3247
本文	7.4723	77.5482	0.7610	0.3497

像与源图像相似性的情况下,有效提高了融合图像的清晰度。

在相同实验环境下(Inter Core i5, 3.0 GHz, 6核, 16 GB内存),对各算法(由Matlab编程)进行了时间测试。针对“Cup”,“Flower”,“Runner”3幅图像,PCA算法的运行平均时间为0.0995 s,WT算法为1.4226 s, Laplace算法为0.2674 s, BF算法为3.2239 s, GFF算法为0.5485 s, G-GRW算法为2.6904 s, DSIFT算法为5.4599 s, 本文算法为0.6728 s。本文算法时间较GFF算法稍长,原因在于本文算法增加了边缘层的提取,算法复杂度增加,但最终融合图像的质量有所提高。DSIFT算法运行时间最长,但性能仅次于本文算法。PCA算法耗时最短,但获得的融合图像的视觉效果最差。本文所提方法在不明显增加算法时间复杂度的基础上,获得了更高质量的全聚焦图像。

5 结束语

本文对传统引导滤波算法的框架进行了改进,用于光场全聚焦图像的融合。该框架的输入为4D光场变换、积分得到的数字重聚焦图像,考虑到4D光场微透镜标定误差引起的重聚焦图像边缘信息丢失,在融合框架中图像多尺度分解时增加了边缘层的提取、并建立多尺度图像评价模型完成边缘层决策图优化。本文方法可有效补偿4D光场在角度方向的解码误差,增加融合图像的边缘信息权重。实验验证了所提算法的可行性和有效性:从视觉效果看,针对实验图像的特定区域,本文所提方法得到的全聚焦图像最清晰;从图像信息、特征、结构相似性和人类视觉感知等角度定量评价,在不明显降低全聚焦图像与原始图像特征互信息的前提下,和其它经典算法相比,本文所提算法可使融合图像的边缘强度和感知清晰度达到最高。

参 考 文 献

[1] LIU Yu, CHEN Xun, PENG Hu, *et al.* Multi-focus image

fusion with a deep convolutional neural network[J]. *Information Fusion*, 2017, 36: 191–207. doi: [10.1016/j.inffus.2016.12.001](https://doi.org/10.1016/j.inffus.2016.12.001).

[2] WU Gaochang, MASIA B, JARABO A, *et al.* Light field image processing: An overview[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2017, 11(7): 926–954. doi: [10.1109/JSTSP.2017.2747126](https://doi.org/10.1109/JSTSP.2017.2747126).

[3] GOSHTASBY A A and NIKOLOV S. Image fusion: Advances in the state of the art[J]. *Information Fusion*, 2007, 8(2): 114–118. doi: [10.1016/j.inffus.2006.04.001](https://doi.org/10.1016/j.inffus.2006.04.001).

[4] 刘帆, 裴晓鹏, 张静, 等. 基于优化字典学习的遥感图像融合方法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(12): 2804–2811. doi: [10.11999/JEIT180263](https://doi.org/10.11999/JEIT180263).

LIU Fan, PEI Xiaopeng, ZHANG Jing, *et al.* Remote sensing image fusion based on optimized dictionary learning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(12): 2804–2811. doi: [10.11999/JEIT180263](https://doi.org/10.11999/JEIT180263).

[5] 谢颖贤, 武迎春, 王玉梅, 等. 基于小波域清晰度评价的光场全聚焦图像融合[J]. 北京航空航天大学学报, 2019, 45(9): 1848–1854. doi: [10.13700/j.bh.1001-5965.2018.0739](https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2018.0739).

XIE Yingxian, WU Yingchun, WANG Yumei, *et al.* Light field all-in-focus image fusion based on wavelet domain sharpness evaluation[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics*, 2019, 45(9): 1848–1854. doi: [10.13700/j.bh.1001-5965.2018.0739](https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2018.0739).

[6] 肖斌, 唐翰, 徐韵秋, 等. 基于Hess矩阵的多聚焦图像融合方法[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(2): 255–263. doi: [10.11999/JEIT170497](https://doi.org/10.11999/JEIT170497).

XIAO Bin, TANG Han, XU Yunqiu, *et al.* Multi-focus image fusion based on Hess matrix[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(2): 255–263. doi: [10.11999/JEIT170497](https://doi.org/10.11999/JEIT170497).

[7] ZHANG Yu, BAI Xiangzhi, and WANG Tao. Boundary finding based multi-focus image fusion through multi-scale morphological focus-measure[J]. *Information Fusion*, 2017, 35: 81–101. doi: [10.1016/j.inffus.2016.09.006](https://doi.org/10.1016/j.inffus.2016.09.006).

[8] SUN Jianguo, HAN Qilong, KOU Liang, *et al.* Multi-focus image fusion algorithm based on Laplacian pyramids[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2018, 35(3): 480–490. doi: [10.1364/JOSAA.35.000480](https://doi.org/10.1364/JOSAA.35.000480).

[9] WAN Tao, ZHU Chenchen, and QIN Zengchang. Multifocus image fusion based on robust principal component analysis[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2013, 34(9): 1001–1008. doi: [10.1016/j.patrec.2013.03.003](https://doi.org/10.1016/j.patrec.2013.03.003).

[10] LIU Yu, LIU Shuping, and WANG Zengfu. Multi-focus image fusion with dense SIFT[J]. *Information Fusion*, 2015, 23: 139–155. doi: [10.1016/j.inffus.2014.05.004](https://doi.org/10.1016/j.inffus.2014.05.004).

[11] LI Shutao, KANG Xudong, and HU Jianwen. Image fusion with guided filtering[J]. *IEEE Transactions on Image*

- Processing*, 2013, 22(7): 2864–2875. doi: [10.1109/TIP.2013.2244222](https://doi.org/10.1109/TIP.2013.2244222).
- [12] MA Jinlei, ZHOU Zhiqiang, WANG Bo, *et al.* Multi-focus image fusion based on multi-scale focus measures and generalized random walk[C]. The 36th Chinese Control Conference, Dalian, China, 2017: 5464–5468. doi: [10.23919/ChiCC.2017.8028223](https://doi.org/10.23919/ChiCC.2017.8028223).
- [13] NG R, LEVOY M, BREDIF M, *et al.* Light field photography with a hand-held plenoptic camera[R]. Stanford Tech Report CTSR 2005-02, 2005.
- [14] SOTAK JR G E and BOYER K L. The laplacian-of-gaussian kernel: A formal analysis and design procedure for fast, accurate convolution and full-frame output[J]. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 1989, 48(2): 147–189. doi: [10.1016/s0734-189x\(89\)80036-2](https://doi.org/10.1016/s0734-189x(89)80036-2).
- [15] HE Kaiming, SUN Jian, and TANG Xiaoou. Guided image filtering[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, 35(6): 1397–1409. doi: [10.1109/TPAMI.2012.213](https://doi.org/10.1109/TPAMI.2012.213).
- [16] 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. doi: [10.1109/LSP.2017.2669333](https://doi.org/10.1109/LSP.2017.2669333).
- [17] SCHMIDT M, LE ROUX N, and BACH F. Minimizing finite sums with the stochastic average gradient[J]. *Mathematical Programming*, 2017, 162(1/2): 83–112. doi: [10.1007/s10107-016-1030-6](https://doi.org/10.1007/s10107-016-1030-6).
- [18] LIU Zheng, BLASCH E, XUE Zhiyun, *et al.* Objective assessment of multiresolution image fusion algorithms for context enhancement in night vision: A comparative study[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2012, 34(1): 94–109. doi: [10.1109/tpami.2011.109](https://doi.org/10.1109/tpami.2011.109).
- [19] JUNEJA M and SANDHU P S. Performance evaluation of edge detection techniques for images in spatial domain[J]. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 2009, 1(5): 614–621. doi: [10.7763/IJCTE.2009.V1.100](https://doi.org/10.7763/IJCTE.2009.V1.100).
- [20] HAGHIGHAT M and RAZIAN M A. Fast-FMI: Non-reference image fusion metric[C]. The 8th IEEE International Conference on Application of Information and Communication Technologies, Astana, Kazakhstan, 2014: 1–3. doi: [10.1109/ICAICT.2014.7036000](https://doi.org/10.1109/ICAICT.2014.7036000).
- [21] FEICHTENHOFER C, FASSOLD H, and SCHALLAUER P. A perceptual image sharpness metric based on local edge gradient analysis[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2013, 20(4): 379–382. doi: [10.1109/LSP.2013.2248711](https://doi.org/10.1109/LSP.2013.2248711).
- 武迎春: 女, 1984年生, 副教授, 研究方向为光场信息获取与处理、光学3维传感。
- 王玉梅: 女, 1995年生, 硕士生, 研究方向为光信息获取与处理。
- 王安红: 女, 1972年生, 教授, 研究方向为视频通信、图像识别、3D数据分析理解。
- 赵贤凌: 女, 1978年生, 讲师, 研究方向为光场信息获取与处理、光学3维传感。

责任编辑: 马秀强