

融合特征点密度与边缘信息的场景深度估计

何建梅¹, 邱 钧¹, 刘 畅²

¹北京信息科技大学应用数学研究所, 北京 100101;

²北京大学数学科学学院, 北京 100871

摘要 通过分析特征点密度与物点聚焦程度的关系, 建立基于特征点密度的聚焦测度。将融合特征点密度与边缘信息建立新的聚焦测度, 利用聚焦堆栈数据实现场景深度的估计与全聚焦成像。对于由边缘信息建立的聚焦测度在图像纹理区域存在不准确性, 该方法可以有效地弥补这一缺点。将刻画边缘信息的 Sum-Modified-Laplacian (SML) 方法与特征点密度函数相融合建立新的聚焦测度, 用于三维场景重构, 实现了场景深度估计和全聚焦成像算法。实验结果表明, 新方法有效地剔除了 SML 在纹理区域估计错误的深度值, 保留了 SML 在边缘区域的优势, 得到了高精度的场景深度图及其全聚焦图像。

关键词 成像系统; 深度估计; 全聚焦成像; 特征点密度; 聚焦测度; 聚焦堆栈

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.071101

Fusing Feature Point Density and Edge Information for Scene Depth Estimation

He Jianmei¹, Qiu Jun¹, Liu Chang²

¹*Institute of Applied Mathematics, Beijing Information Science & Technology University, Beijing 100101, China;*

²*School of Mathematical Sciences, Peking University, Beijing 100871, China*

Abstract The relationship between the feature point density and the object degree of focus is analyzed, and a focus measure based on the feature point density is proposed. A novel focus measure fusing the feature point density and the edge information is proposed. The focus measure for scene depth estimation and all-in-focus imaging from focus stack is utilized. The proposed method can effectively compensate for the focus measure based on the edge information which is inaccurate in the image texture regions. The focus measure fusing the feature point density function and the sum-modified-Laplacian (SML) is used for the three-dimensional scene reconstruction, and the scene depth estimation and all-in-focus imaging algorithm are achieved. The experimental results show that the proposed method can effectively eliminate the error depth value which the SML estimates in the image texture region, retain the advantages of SML in the edge region and the high precision scene depth maps and all-in-focus images are obtained.

Key words imaging systems; depth estimation; all-in-focus imaging; feature point density; focus measure; focus stack

OCIS codes 110.1758; 110.6890; 100.6890

1 引言

场景三维信息的数字化拓展了人类对三维空间的认知和表达方式。基于图像的三维重构一直是计算机视觉的研究热点。场景的三维重构是基于对场景物体的深度估计, 可利用多种深度线索估算场景深度, 如视差、透视、模糊信息等。视差法是立体视觉的经典算法, 以不同视点图像间产生的视差作为深度估计的依据,

收稿日期: 2017-02-03; **收到修改稿日期:** 2017-03-03

基金项目: 国家自然科学基金(61372150)

作者简介: 何建梅(1991—), 女, 硕士研究生, 主要从事计算摄影方面的研究。E-mail: hejianmei1001@163.com

导师简介: 邱 钧(1966—), 男, 博士, 教授, 主要从事图像重建及计算摄影方面的研究。

E-mail: qiujun@bistu.edu.cn(通信联系人)

其核心是匹配问题。散焦深度估计与聚焦深度估计是单目视觉的经典算法,以摄像机瞳孔引起的图像散焦作为深度估计的依据,核心问题是散焦度的测量问题,由于避免了立体视觉中匹配不准确的问题且可高密度地恢复场景的深度而受到广泛关注。

散焦深度估计与聚焦深度估计均是以聚焦堆栈数据恢复场景的深度信息。聚焦堆栈是在不同聚焦平面上的一组图像。在聚焦堆栈中,物点到聚焦平面的距离不同,相应地散焦程度也不一样。散焦深度估计方法通常采用单张或多张不同对焦设置下的散焦图像的模糊量来恢复场景深度。Levin 等^[1]通过对传统相机镜头编码,提出了一种利用单张模糊图像高精度的恢复场景深度及其全聚焦图像。散焦深度估计看作是盲卷积,由于深度估计的内在欠定性,恢复场景深度的精度有限,因此散焦深度估计方法常采用正则项以保证深度图的精度^[2-3]。聚焦深度估计是通过物点的聚焦程度来估算物点的深度,关键在于选择适当的刻画图像聚焦程度的准则(即聚焦测度)。Geusebroek 等^[4]通过分析高斯函数的特点,提出了基于高斯函数的聚焦测度。此外,刻画物点聚焦程度的聚焦测度还有小波分析^[5-6]、能量函数^[7-8]、Tenengrad^[7-9]、Sum-Modified-Laplacian(SML)^[10-12]、信息熵^[13-14]等。现有的聚焦测度大多是利用图像的边缘信息来刻画图像聚焦程度,而图像特征点密度同样可以反映图像的聚焦程度。在聚焦堆栈图像中,图像聚焦时提取到的特征点数目最多,随聚焦程度的衰减逐渐减少。

本文探究了物点聚焦程度与特征点密度的关系,得到物点在不同深度下的聚焦程度,可用特征点密度进行刻画。以聚焦堆栈为数据,提取了聚焦堆栈图像的特征点,建立了关于特征点密度的聚焦测度。以线性加权 SML 作为深度估计的代价函数,恢复场景深度与场景的全聚焦图像。

2 相关工作

2.1 聚焦成像原理

利用聚焦深度估计方法恢复场景的深度,依赖于对图像聚焦程度的刻画。如图 1 所示,根据透镜成像公式,即

$$\frac{1}{d_0} + \frac{1}{d} = \frac{1}{f}, \quad (1)$$

式中 d_0 为物点到透镜的距离, d 为透镜与聚焦平面的距离, f 为焦距。若成像平面与聚焦平面存在距离 λ ,则场景中物点 Q 成像为以 r 为半径的圆斑,物点 Q 散焦,其散焦度与 λ 成正比。对于 Q 成散焦图像 $I_\delta(x, y)$ 可由其聚焦图像 $I_f(x, y)$ 与点扩散函数 $h(x, y)$ 卷积得到,即

$$I_\delta(x, y) = I_f(x, y) \otimes h(x, y). \quad (2)$$

由物点 Q 的距离 d_0 与聚焦平面 d 存在着——对应关系,在聚焦测度最大时得到物点 Q 的深度信息,此时,点扩散函数为脉冲函数 $\delta(x, y)$ 。

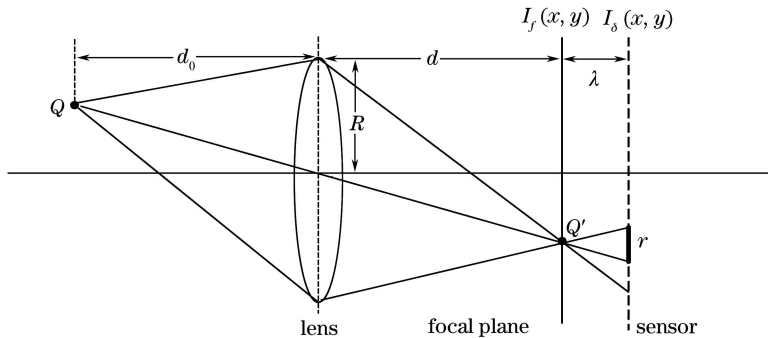


图 1 聚焦和散焦图像原理图

Fig. 1 Diagram of focused and defocused images

对于物体聚焦程度的评估有着十分重要的应用,如自动对焦^[15-17]和物体的三维表面重构^[18]。对物体的表面重构包含两个主要阶段:聚焦测度和场景重建。聚焦测度是评估图像(或成像点)的聚焦程度,而场景重建则是利用深度图精确的重构物体的表面结构。

2.2 聚焦测度

根据光学成像原理,物点在聚焦平面上成像是最清晰的,随着离聚焦平面距离的增加而逐渐变模糊,可采用聚焦测度判断成像点的聚焦程度。场景深度估计的过程是求取最大聚焦测度的过程。常用的聚焦测度分为三大类:基于空域边缘的聚焦测度、基于变换域的聚焦测度和基于统计学方法的聚焦测度。

1) 基于空域边缘的聚焦测度

图像的边缘是图像最基本的特征之一,是图像局部亮度变化最显著的部分。基于空域边缘的聚焦测度依据聚焦图像的边缘细节信息比散焦图像的丰富,采用梯度或偏导数对图像的像素值进行运算,得到衡量成像点的聚焦程度的聚焦测度。图像聚焦,聚焦测度最大。代表性的方法有灰度差分函数、梯度能量函数、Brenner 函数^[19-20]、Tenengrad 函数、Laplacian 函数、SML 函数等。

2) 基于变换域的聚焦测度

基于变换域的聚焦测度依据图像的细节信息对应于变换域中的高频分量与聚焦图像蕴含的高频分量多于散焦图像。图像聚焦,边缘清晰,细节信息丰富,频域内高频分量丰富;图像失焦,频域内高频分量衰减,故图像变换域中高频分量的多少可衡量成像点的聚焦程度。提取图像高频分量常采用的方法有傅里叶变换、离散余弦变换^[21-24]和小波变换。

3) 基于统计学方法的聚焦测度

基于统计学方法的聚焦测度是利用图像纹理信息来描述成像点的聚焦情况。信息熵的应用最为广泛。

上述三类聚焦测度大多是基于边缘信息的,易受光照亮度、噪声等因素的影响,恢复场景深度与全聚焦图像的精度受限。本文利用图像特征点具有对几何旋转和光照亮度不敏感的特点,建立特征点密度函数,刻画成像点的聚焦程度,融合特征点密度函数与边缘信息建立新的聚焦测度,提高恢复场景深度及全聚焦图像的精度。

3 融合特征点密度与边缘信息聚焦测度的建立

3.1 特征点提取

图像特征是指图像中的物体所具有颜色、纹理和形状等特征属性,具有对几何旋转、亮度等变化不敏感的特点。颜色是物体最基本的特征,不因大小或方向而改变,具有较好的稳定性。图像纹理特征表现为不同的颜色与亮度,且具有某种规律,缓慢地几近呈现周期性。形状特征由点特征、线特征和面特征构成。图像的点特征可以是图像的边缘点、交叉点、角点等,是一种研究和频率高的图像特征。线特征包含边缘和线,边缘在于区分特征的局部区域,线在于规划相同特征区域的边缘对。图像中物体的周长、重心等属于面特征。

采用尺度不变特征变换(SIFT)方法提取聚焦堆栈图像的特征点。SIFT 是由 Lowe^[25]提出的一种特征提取及描述算法,对噪声保持较强的稳定性。采用 SIFT 方法提取特征点,主要包括 4 步:

- 1) 尺度空间的构建。采用高斯函数与图像作卷积产生图像在不同尺度下的高斯差(DoG)分尺度空间。
- 2) 极值点的检测。通过高斯金字塔构建的 DoG 分尺度空间,寻找与其相邻的 26 个点相比较是极大值或极小值的采样点,认为是图像在该尺度下的一个特征点。
- 3) 特征点定位。通过拟合模型确定每个特征点候选位置的尺度和位置,同时删除低对比度的点。
- 4) 删除边缘效应。舍弃落在边缘上且边缘主曲率大的特征点。

3.2 融合特征点密度与边缘信息的聚焦测度

图像正确聚焦时是最清晰的,包含细节信息丰富,提取到的特征点数量最多;随聚焦程度的衰减,图像变模糊,包含细节信息量少,提取到的特征点数量也减少。

如图 2(a)~(c)所示,Joke 失焦程度从左往右逐渐增大;由 Joke 特征点的分布图[图 2(d)~(f)]可知,提取特征点数量随 Joke 失焦程度的增大而减少。故可利用成像点邻域特征点的稠密程度反映该成像点的聚焦程度,这与已有的聚焦测度具有相同的作用。本文将成像点邻域内含特征点的数量记为该成像点的特征点密度。

采用 SIFT 算法提取在深度 d 下聚焦堆栈图像的特征点,设坐标为 $S(i, j)$,建立基于特征点密度函数,即

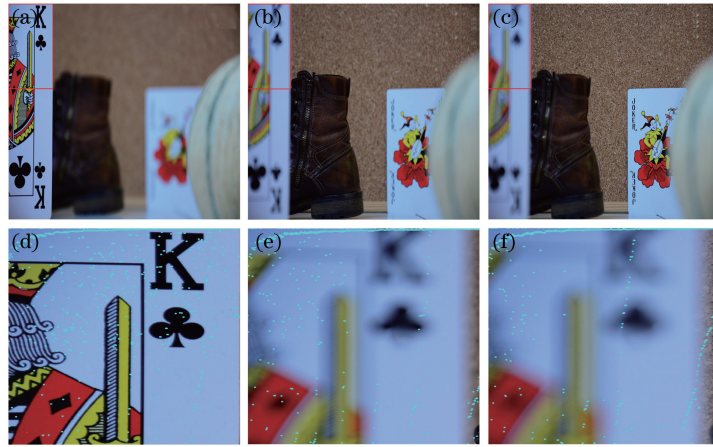


图 2 (a)~(c)不同聚焦程度下的图像和(d)~(f) Joke 区域(红色)的特征点(青色)分布图

Fig. 2 (a)-(c) Images in different degrees of focus and (d)-(f) distribution image of feature points (cyan) in the Joke region (red)

$$\begin{cases} R_{(x,y)}(d) = \sum_{S(i,j)} T_{(i,j)}(d) \\ T_{(i,j)}(d) = \begin{cases} 1, & \text{if } S(i,j) \in \Omega(x,y) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

式中 $R_{(x,y)}(d)$ 记为成像点 (x,y) 的特征点密度,表示落入成像点 (x,y) 邻域 $\Omega(x,y)$ 内的特征点的数量。成像点 (x,y) 聚焦时, $R_{(x,y)}(d)$ 值达到最大。

特征点的检测是基于区域的检测,通常指与周围有着颜色和灰度差别的区域。在图像边缘区域,成像点的特征点密度受边缘上特征点具有边缘定位歧义性而遭删除的影响,对判断成像点的聚焦程度产生误差,而已有基于边缘信息的聚焦测度可对边缘周遭成像点的聚焦程度做出准确的判断。在纹理区域,基于边缘信息的聚焦测度易产生不准确性,特征点在纹理区域检测与定位准确,可以有效地弥补这一缺点。拉普拉斯算子具有旋转不变性,使 SML 能够准确地提取图像的边缘特征,是应用性很强的算子。结合 SML 为例,建立聚焦测度函数

$$\varphi_{(x,y)}(d) = \sum_{i=x-N}^{x+N} \sum_{j=y-N}^{y+N} \nabla^2 I_d(i,j), \text{ for } \nabla^2 I_d(i,j) \geq T, \quad (4)$$

式中参数 N 决定了计算像素点 (x,y) 聚焦测度的窗口大小; T 为阈值; $\nabla^2 I_d$ 为改进的拉普拉斯算子,表达式为

$$\nabla^2 I_d(x,y) = \left| \frac{\partial^2 I_d(x,y)}{\partial x^2} \right| + \left| \frac{\partial^2 I_d(x,y)}{\partial y^2} \right|. \quad (5)$$

最后,结合(3)与(4)式,得到引入特征点密度与 SML 加权的聚焦测度为

$$F_{(x,y)}(d) = \alpha \varphi_{(x,y)}(d) + (1 - \alpha) R_{(x,y)}(d), \quad (6)$$

式中参数 $\alpha \in [0,1]$ 是平衡 SML 与 $R_{(x,y)}(d)$ 的权重。由此,图像中任意像素点的聚焦测度均可利用(6)式计算。

4 场景深度估计与全聚焦成像

4.1 基于聚焦测度的场景深度估计

图像的深度信息可通过计算图像的聚焦测度获取,将最大聚焦测度所在位置认定为图像的深度。对于一组 N 维聚焦堆栈 $I = \{I_k \mid k = 1, 2, \dots, N\}$, 根据(6)式,计算聚焦堆栈图像对应像素点 (x,y) 的聚焦测度 $F = \{F_{(x,y)}(d_k) \mid k = 1, 2, \dots, N\}$, 建立场景深度估计模型:

$$d(x,y) = \max_d [F_{(x,y)}(d_k)], \quad (7)$$

式中 N 表示聚焦堆栈图像的总数, $F_{(x,y)}(d_k)$ 表示 d_k 深度下图像像素点 (x,y) 的聚焦测度值。由于相机

拍摄的聚焦堆栈具有深度不连续性,采用模型(7)式获取的图像深度存在着较大的误差。本文将采用最小二乘法对聚焦测度进行插值,从而得到更精确的深度值。

对像素点 (x, y) 的聚焦测度 $F = \{F_{(x,y)}(d_k) \mid k = 1, 2, \dots, N\}$, $d(x, y)$ 表示这点的深度。为公式简便,采用 F_k 代替聚焦测度 $F_{(x,y)}(d_k)$ 。对于像素点 (x, y) 的聚焦测度在顶点范围是二次函数 $y = ax^2 + bx + c (a < 0)$, 取聚焦测度满足条件 $F_k \geq F_{k-1}$ 与 $F_k \geq F_{k+1}$, 如图3所示。

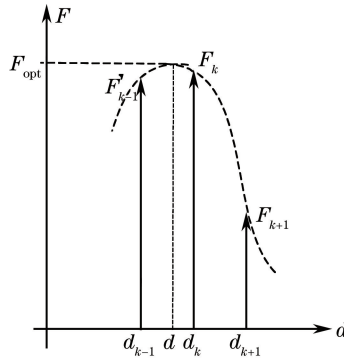


图3 二次函数插值

Fig. 3 Diagram of quadratic function interpolation

得到拟合二次函数的系数为

$$a = \frac{(F_k - F_{k+1})(d_k - d_{k-1})}{(d_k^2 - d_{k+1}^2)(d_k - d_{k-1}) - (d_k^2 - d_{k-1}^2)(d_k - d_{k+1})} - \frac{(F_k - F_{k-1})(d_k - d_{k+1})}{(d_k^2 - d_{k+1}^2)(d_k - d_{k-1}) - (d_k^2 - d_{k-1}^2)(d_k - d_{k+1})}, \quad (8)$$

$$b = \frac{(F_k - F_{k+1})(d_k^2 - d_{k-1}^2)}{(d_k^2 - d_{k+1}^2)(d_k - d_{k+1}) - (d_k^2 - d_{k-1}^2)(d_k - d_{k-1})} - \frac{(F_k - F_{k-1})(d_k^2 - d_{k+1}^2)}{(d_k^2 - d_{k+1}^2)(d_k - d_{k+1}) - (d_k^2 - d_{k-1}^2)(d_k - d_{k-1})}. \quad (9)$$

从而得到像素点 (x, y) 的深度为

$$d(x, y) = \frac{(F_k - F_{k+1})(d_k^2 - d_{k-1}^2) - (F_k - F_{k-1})(d_k^2 - d_{k+1}^2)}{2 \cdot (F_k - F_{k+1})(d_k - d_{k-1}) - (F_k - F_{k-1})(d_k - d_{k+1})}. \quad (10)$$

4.2 基于聚焦堆栈的全聚焦成像

场景的全聚焦图像可以通过获取具有最大聚焦测度值的像素而实现。对于一组 N 维聚焦堆栈 $I = \{I_k \mid k = 1, 2, \dots, N\}$, 结合(7)式的场景深度估计模型,得到获取场景全聚焦图像的模型为

$$I_{AF}(x, y) = I_{d(x,y)}, \quad (11)$$

式中 $d(x, y)$ 表示像素点 (x, y) 最大聚焦测度所在图像的深度, I_{AF} 为全聚焦图像。

4.3 算法的基本步骤

对于融合 SML 与特征点密度的聚焦测度算法,首先应计算像素点的聚焦测度和寻找顶点对应的 F_{k-1} 、 F_k 和 F_{k+1} 的值,然后采用最小二乘法拟合曲线求解。具体步骤:

- 1) 输入图像序列形式的聚焦堆栈 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_N\}$;
 - 2) 使用 SIFT 算法提取图像 I_k 的特征点,计算特征点密度 $R_{(x,y)}(d_k)$, 然后计算特征点密度与 SML 的线性加权聚焦测度 $F_{(x,y)}(d_k)$;
 - 3) 寻找与顶点对应的 F_{k-1} 、 F_k 、 F_{k+1} 和 d_{k-1} 、 d_k 、 d_{k+1} 的值,然后采用最小二乘法拟合曲线 $y = ax^2 + bx + c (a < 0)$ 求解得到深度 $d(x, y)$;
 - 4) 根据步骤3)得到的最大聚焦测度对应深度 d_k ,采用(11)式得到全聚焦图像。
- 输出结果为场景的全聚焦图像和深度图。

5 数据实验

实验采用三组不同类型数据的聚焦堆栈进行算法验证;第一组实验采用 Lytro 光场相机拍摄的聚焦堆栈数据,如图 4 和 5 所示,其中图 4(a)~(f)分别为 SML 深度估计图、特征点密度深度估计图、新聚焦测度深度估计图、SML 的局部深度图、特征点密度的局部深度图、新聚焦测度的局部深度图;图 5(a)~(c)分别为采用 SML、特征点密度和新聚焦测度估计的场景全聚焦图像;图 5(d)、(e)分别为图 5(a)的局部图;图 5(f)、(g)分别为图 5(b)的局部图;图 5(h)、(i)分别为图 5(c)的局部图。第二组实验采用 HeliconSoft 软件模拟形成的聚焦堆栈数据,如图 6 和 7 所示,其中图 6(a)~(f)分别为 SML、特征点密度、新聚焦测度、SML 的局部深度图、特征点密度的局部深度图、新聚焦测度的局部深度图;图 7(a)~(c)分别为采用 SML 深度估计图、特征点密度深度估计图和新聚焦测度深度估计图估计的场景全聚焦图像;图 7(d)、(e)分别为图 7(a)的局部图;图 7(f)、(g)分别为图 7(b)的局部图;图 7(h)、(i)分别为图 7(c)的局部图。第三组实验是实际采集的聚焦堆栈数据,采用 Point Grey 工业相机(型号 GS3-U3-60S6M-C)和 Myutron 定焦镜头(型号 HF5018V),曝光时间是 10 ms,光圈值是 $f/2$ 。通过调节权重参数 α ,得到 SML($\alpha=1$)、特征点密度($\alpha=0$)与新聚焦测度(取 $\alpha=0.1$)估计的场景深度图与全聚焦图,如图 8 和 9 所示,其中图 8(a)~(f)分别为 SML 深度估计图、特征点密度深度估计图、新聚焦测度深度估计图、SML 的局部深度图、特征点密度的局部深度图、新聚焦测度的局部深度图;图 9(a)~(c)分别为采用 SML、特征点密度和新聚焦测度估计的场景全聚焦图像;图 9(d)、(e)分别为图 9(a)的局部图;图 9(f)、(g)分别为图 9(b)的局部图;图 9(h)、(i)分别为图 9(c)的局部图。

第一组:Flower 数据实验结果。

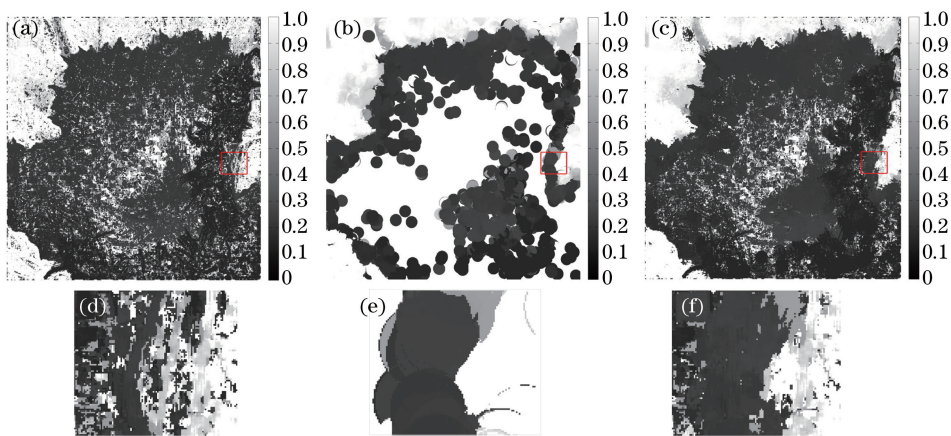


图 4 (a)~(c) Flower 深度图和(d)~(f)对应的局部深度图(红色)

Fig. 4 (a)-(c) Depth maps of Flower and (d)-(f) corresponding local depth maps (red)

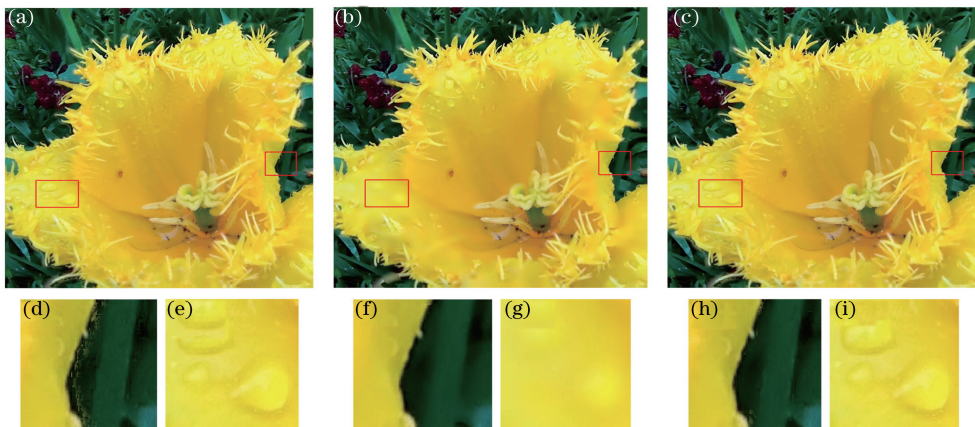


图 5 (a)~(c) Flower 场景的全聚焦图像和(d)~(i)对应的局部图像(红色)

Fig. 5 (a)-(c) All-in-focus images of Flower and (d)-(i) corresponding local maps (red)

第二组: Rifle 数据实验结果。

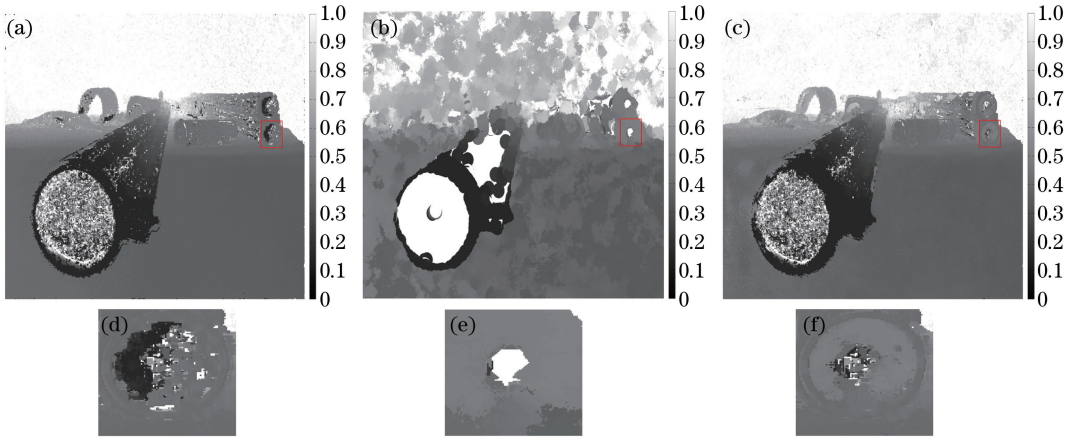


图 6 (a)~(c) Rifle 深度图和(d)~(f)对应的局部深度图(红色)

Fig. 6 (a)-(c) Depth maps of Rifle and (d)-(f) corresponding local depth maps (red)

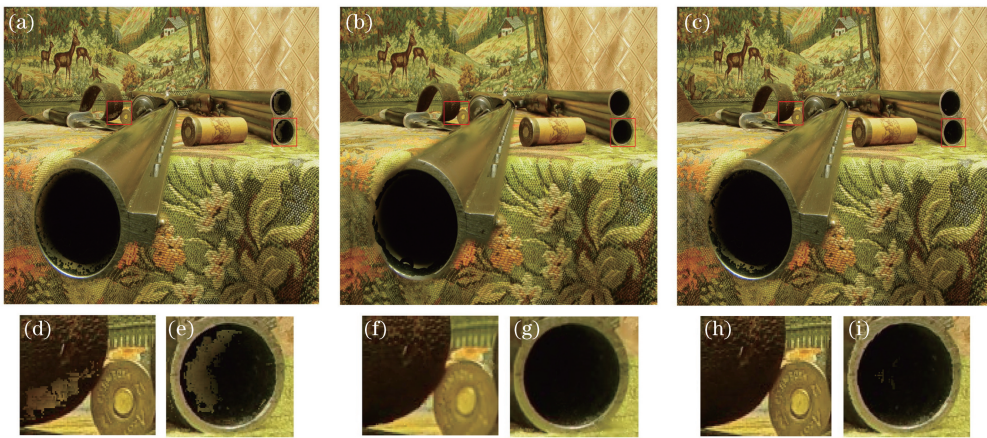


图 7 (a)~(c) Rifle 场景的全聚焦图像和(d)~(i)对应的局部图像(红色)

Fig. 7 (a)-(c) All-in-focus images of Rifle and (d)-(i) corresponding local maps (red)

第三组: 实拍 Cans 场景数据实验。

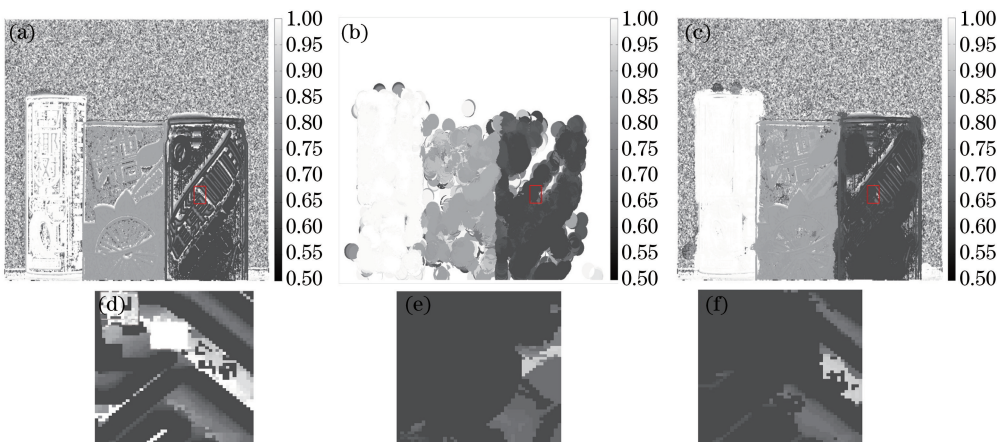


图 8 (a)~(c) Cans 深度图和(d)~(f)对应的局部深度图(红色)

Fig. 8 (a)-(c) Depth maps of Cans and (d)-(f) corresponding local depth maps (red)

比较三组数据实验结果, SML 方法在图像的边缘处判断较为准确, 但纹理区域的表面易出现错误的深度估计值; 特征点密度在纹理区域有较好的实验结果, 但在边缘以及深度不连续的区域损失了大量的细节信



图9 (a)~(c) Cans 场景的全聚焦图像和(d)~(i)对应的局部图像(红色)

Fig. 9 (a)-(c) All-in-focus images of Cans and (d)-(i) corresponding local maps (red)

息;融合特征点密度与 SML 的聚焦测度有效地剔除了 SML 错误的深度估计值,具有清晰的边缘轮廓与保留更多细节信息,得到了更高精度的场景深度图;在全聚焦成像中,有效地结合了特征点密度在纹理区域与 SML 在边缘区域的优势,提高了场景全聚焦图像精度,证明了新方法的适用性与有效性。

6 讨论

利用聚焦测度实现场景的深度估计与全聚焦成像,需要通过调整相机的对焦设置拍摄一组聚焦堆栈图像,并标记对焦的局部深度。选择适当的聚焦测度对实验结果有着重要的影响。权重 α 的选取影响着融合 SML 与特征点密度获取场景深度图及全聚焦图像的质量。

在实验中,特征点密度的权重与弥补 SML 算法在纹理区域不准确的效果呈正比例关系,即特征点密度的权重越大,对 SML 算法在纹理区域弥补的效果越显著,但并不会影响 SML 算法在边缘区域的优势,如图 10 所示。同理,在图 11 中,场景 Cans 第 600 行在 $\alpha=0.1$ 时重建的深度曲线(黑色)是最好的。文中选取权重 $\alpha=0.1$ 是适当的。

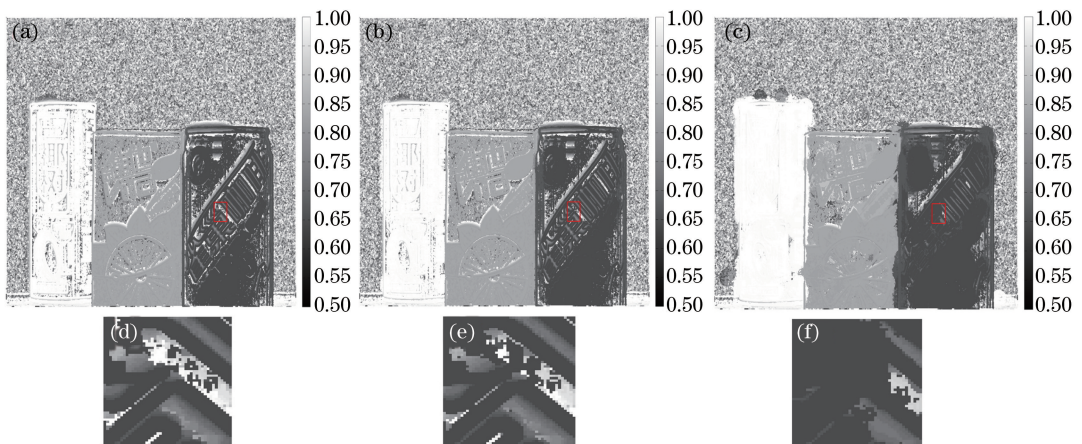
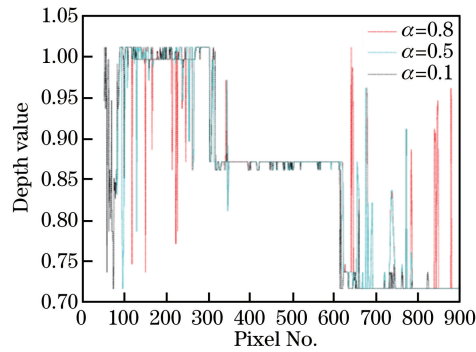


图10 (a)~(c) Cans 在不同参数 α 下的深度图和(d)~(f)对应的局部深度图(红色)

Fig. 10 (a)-(c) Depth maps of Cans with different α values and (d)-(f) corresponding local depth maps (red)

7 结论

分析了特征点密度与物点聚焦程度的关系,建立了融合特征点密度与边缘信息的聚焦测度,利用聚焦堆栈数据实现了场景深度的估计与全聚焦成像。以 SML 为例,融合 SML 与特征点密度函数建立聚焦测度,实现了场景深度的估计与全聚焦成像。与特征点密度、SML 相比较,新方法有效地弥补了 SML 算法在纹理

图 11 Cans 第 600 行在不同参数 α 下的深度曲线Fig. 11 600th depth curves of Cans with different α values

区域存在不确定性的缺点,保留了 SML 算法在图像边缘区域的优势,得到了高精度的场景深度图及其全聚焦图像。

对于存在较高与较低对比度物体的图像,采用小波分析研究将具有更好的优势。下一步工作将建立小波分析与特征点密度的聚焦测度,以提高恢复场景深度及全聚焦图像的质量。

参 考 文 献

- [1] Levin A, Fergus R, Durand F, *et al.* Image and depth from a conventional camera with a coded aperture[J]. *Acm Transactions on Graphics*, 2007, 26(3): 70-79.
- [2] Subbarao M. Parallel depth recovery by changing camera parameters[C]. *IEEE International Conference on Computer Vision*, 1988: 149-155.
- [3] Soatto S, Favaro P. A geometric approach to blind deconvolution with application to shape from defocus[C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2000: 2010.
- [4] Geusebroek J M, Cornelissen F, Smeulders A W M, *et al.* Robust autofocusing in microscopy[J]. *Cytometry Part A*, 2000, 39(1): 1-9.
- [5] Xie H, Rong W, Sun L. Wavelet-based focus measure and 3D surface reconstruction method for microscopy images [C]. *IEEE International Conference on Intelligent Robots and Systems*, 2006: 229-234.
- [6] Pertuz S, Puig D, Garcia M A. Reliability measure for shape-from-focus[J]. *Image and Vision Computing*, 2013, 31(10): 725-734.
- [7] Pertuz S, Puig D, Garcia M A. Analysis of focus measure operators for shape-from-focus[J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(5): 1415-1432.
- [8] Huang W, Jing Z. Evaluation of focus measures in multi-focus image fusion[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2007, 28(4): 493-500.
- [9] Subbarao M, Choi T S, Nikzad A. Focusing techniques[J]. *Optical Engineering*, 1993, 32(11): 2824-2836.
- [10] Nomnob N, Kitjaidure Y. Adaptive window size multi-focus images fused based on sum of modified Laplacian[C]. *Joint International Conference on Information and Communication Technology, Electronic and Electrical Engineering*, 2014: 1-4.
- [11] Nayar S K, Nakagawa Y. Shape from focus[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, 16(8): 824-831.
- [12] An Y, Kang G, Kim I J, *et al.* Shape from focus through Laplacian using 3D window[C]. *Second International Conference on Future Generation Communication and Networking*, 2008: 46-50.
- [13] Firestone L, Cook K, Culp K, *et al.* Comparison of autofocus methods for automated microscopy[J]. *Cytometry Part A*, 1991, 12(3): 195-206.
- [14] Sun Y, Duthaler S, Nelson B J. Autofocusing in computer microscopy: selecting the optimal focus algorithm [J]. *Microscopy Research & Technique*, 2004, 65(3): 139-149.
- [15] Meng Fanhao, Ding Yalin, Wang Dejiang, *et al.* Analysis of influence of image motion on auto-focus precision for high resolution aerial camera[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(6): 0611001.

- 孟繁浩, 丁亚林, 王德江, 等. 像移对长焦距高分辨率航空相机检调焦精度影响的分析[J]. 光学学报, 2015, 35(6): 0611001.
- [16] Zhang Zhenjiu, Hu Hong, Li Tianli. Application and research of composite autofocusing technique in optical-lens measurement[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(3): 0312005.
张振久, 胡泓, 李天利. 透镜检测中复合自动对焦技术的研究及应用[J]. 光学学报, 2011, 31(3): 0312005.
- [17] Wu Di, Feng Huajun, Xu Zhihai, *et al.* Autofocus window adjustment based on simplified focus model[J]. Acta Photonica Sinica, 2016, 45(7): 0710002.
吴迪, 冯华君, 徐之海, 等. 基于简化对焦模型的自动对焦窗口调整方法[J]. 光子学报, 2016, 45(7): 0710002.
- [18] Chen Guobo. Research of defocus microscopy image 3D surface reconstruction[D]. Hangzhou: Zhejiang University of Technology, 2007.
陈国波. 基于散焦显微图像的三维重构方法研究[D]. 杭州: 浙江工业大学, 2007.
- [19] Muhammad M, Choi T S. Sampling for shape from focus in optical microscopy[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(3): 564-573.
- [20] Liu Y, Xu Q. Design of a flexure-based auto-focusing device for a microscope[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2015, 16(11): 2271-2279.
- [21] Lee S Y, Yoo J T, Kumar Y, *et al.* Reduced energy-ratio measure for robust autofocusing in digital camera[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2009, 16(2): 133-136.
- [22] Shen C H, Chen H. Robust focus measure for low-contrast images[C]. Digest of Technical Papers, IEEE International Conference on Consumer Electronics, 2006: 69-70.
- [23] Baina J, Dublet J. Automatic focus and iris control for video cameras[C]. Fifth International Conference on Image Processing and its Applications, 1995: 232-235.
- [24] Lee S Y, Kumar Y, Cho J M, *et al.* Enhanced autofocus algorithm using robust focus measure and fuzzy reasoning[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2008, 18(9): 1237-1246.
- [25] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.