

基于高斯-柯西混合模型的单幅散焦图像深度恢复方法

薛 松¹ 王文剑^{1,2}

(山西大学计算机与信息技术学院 太原 030006)¹

(山西大学计算智能与中文信息处理教育部重点实验室 太原 030006)²

摘 要 单幅图像场景深度的获取一直是计算机视觉领域的一个难题。使用高斯分布函数或柯西分布函数近似点扩散函数模型(PSF),再根据图像边缘处散焦模糊量的大小与场景深度之间的关系估算出深度信息,是一种常用的方法。真实世界中图像模糊的缘由千变万化,高斯分布函数以及柯西分布函数并不一定是最佳的近似模型,并且传统的方法对于图像存在阴影、边缘不明显以及深度变化比较细微的区域的深度恢复结果不够准确。为了提取更为精确的深度信息,提出一种利用高斯-柯西混合模型近似 PSF 的方法;然后对散焦图像进行再模糊处理,得到两幅散焦程度不同的图像;再通过计算两幅散焦图像边缘处梯度的比值估算出图像边缘处的散焦模糊量,从而得到稀疏深度图;最后使用深度扩展法得到场景的全景深度图。通过大量真实图像的测试,说明新方法能够从单幅散焦图像中恢复出完整、可靠的深度信息,并且其结果优于目前常用的两种方法。

关键词 深度估计,散焦模糊量,高斯-柯西混合模型

中图法分类号 TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.01.006

Depth Estimation from Single Defocused Image Based on Gaussian-Cauchy Mixed Model

XUE Song¹ WANG Wen-jian^{1,2}

(School of Computer and Information Technology, Shanxi University, Taiyuan 030006, China)¹

(Key Laboratory of Computational Intelligence and Chinese Information Processing of Ministry of Education, Taiyuan 030006, China)²

Abstract Recovering the 3D depth of a scene from a single image is a difficult problem in the field of computer vision. Most methods for depth estimation from a single defocused image construct the point spread function by an 2D Gaussian or Cauchy distribution. However, reasons of blurred images in the real world are varied, so a simple Gaussian or Cauchy distribution function may be not the best approximation model. They are often influenced by noise and inaccurate edge location, and then a high quality depth estimation may be difficult to achieve. A Gaussian-Cauchy mixed distribution model was presented in this paper to re-blur the given defocused image, and two different degree blurred images were then obtained. We estimated the sparse depth map generated from the gradients ratio at edge locations by the two blurred images. In so doing, a full depth map can be recovered by matting Laplacian interpolation. Experimental results on some real images demonstrate that the proposed approach is effective and better than the two commonly used approaches.

Keywords Depth estimation, Defocus blur, GC-PSF

1 引言

从二维图像中提取物体三维场景中的深度信息是机器视觉相关领域研究中的重要课题,目前广泛应用于工业制造、智能导航、智能视觉监视、医学系统和场景理解等多个领域。提取图像的深度信息即估算出拍照时物体距离照相机镜头的距离。根据人为因素对测量环境影响力的大小,可将现有的测距法分为主动测距法和被动测距两类^[1]。虽然依靠主动测距方法可以提取出精度较高的深度信息,但是,高昂的设备成本、巨大的能量需求以及对物体对焦的困难性使得该方法不能被大幅度推广^[2]。如今使用最为普遍的被动测距法主要有双(多)目视觉^[3]、单目视觉^[4]和运动三维检测^[5]等方法。基

于双(多)目视觉和运动信息的算法需要求出物体在图像中的匹配特征点,因而过程繁杂、计算量大,很难应用到动态场景当中^[6]。

散焦测距法作为单目视觉方法中的代表方法,不仅避免了需要场景大量的图像以及繁重的计算过程等问题,同时还具有高实时性的特点。传统的散焦测距法(DFD)^[7]由 Pentland 于 1987 年首次提出;Subbarao^[8]等很多学者对此算法进行了相关改进。DFD 通过同一场景中物体散焦成像的差异来判断出物体表面的深度信息,需要场景的多幅散焦程度不同的图像。多次成像的困难增加了该算法操作的复杂性,限制了其在实际生活中的应用。基于单目散焦线索的单幅散焦图像深度信息提取方法^[9]仅依靠场景的一幅图像就能够估算

到稿日期:2015-09-13 返修日期:2015-12-15 本文受国家自然科学基金(61273291),山西省回国留学人员科研资助项目(2012-008)资助。
薛 松(1991—),男,硕士生,主要研究方向为机器学习、图像处理等;王文剑(1968—),女,教授,博士生导师,CCF 高级会员,主要研究方向为机器学习、计算智能、图像处理等,E-mail: wjwang@sxu.edu.cn(通信作者)。

出场景的深度信息,去除了 DFD 的约束性,得到了越来越多国内外学者的重视。边缘检测法^[9]是最具有实用性的方法,这种方法首先将一幅散焦图像建构成一幅聚焦图像(清晰图像)与一个 PSF 做卷积运算,然后依靠场景中物体边缘位置的模糊量与其深度的对应关系估算出深度信息^[7]。如文献^[9]用一个热扩散核来近似图像的散焦模糊量 PSF,通过求解一个逆热扩散方程估算出场景的深度信息。文献^[10]利用最小能量泛函求解了被测区域的各向扩散方程,恢复出了区域物体的深度信息。用 2 维的高斯核来近似 PSF 是一种常见的方法,如文献^[11]中首先用一个已知的 2 维高斯核对原图像进行模糊处理,将原图像转换成两幅模糊程度不同的图像,然后根据这两幅图像在边缘处的梯度幅度比例,恢复出了较为精确的深度图。在此基础上,文献^[12]使用 2 维柯西分布函数模型取代 2 维高斯核来近似 PSF,在图像的抗噪声以及不准确边缘位置的深度估计方面得到了更优的结果。现实场景千变万化,单一的高斯分布模型或者柯西分布模型近似 PSF 的方法不足以模拟每一种成像过程,因此其结果均对噪声的健壮性较差,并且对图像中的遮挡现象以及边缘不明显区域的深度恢复存在一定的不准确^[13]。为了结合两种模型各自的特点,恢复出更为精确的深度信息,本文提出一种新的高斯-柯西混合函数模型来近似 PSF。首先通过求得图像边缘处的散焦模糊量得到稀疏深度图,然后使用深度扩展法估算出场景的全景深度图,最后使用大量的真实图像进行测试,实验结果表明本文所提出的方法很好地综合了两种方法的优点,能够从单幅散焦图像中恢复出完整的全景深度图,特别是对于图像深度的细节变化有着更好的估算结果。

2 基于高斯柯西混合模型的深度恢复方法

2.1 稀疏深度图恢复方法

2.1.1 GC-PSF

大量实验证明,在自然图像中,大部分的边缘类型为阶跃边缘^[11]。因此,在本文中,只考虑阶跃边缘一种类型。图像中的边缘模型可以用理想边缘模型来表示,即:

$$f(X) = Au(X) + B \quad (1)$$

其中, $u(X)$ 是单位阶跃函数, A 是幅度值, B 是偏移量;并且,设 $X=0$ 处为图像的边缘位置。

根据透镜散焦的成像模型^[14],一个物距为 d_f 的点光源所射出的所有光线通过透镜后若全部聚集到成像面上的一点,称为聚焦现象,即得到清晰图像。反之,光线来自其他的点光源(物距为 d)通过透镜后在成像面上形成无数的点,称为散焦现象,导致图像变得模糊。文献^[11]中将发生散焦现象时成像面所形成的光圈称为模糊圈(CoC),它的直径 c 的大小表示散焦程度,并且 c 是关于成像点物距 d 的一个非线性递增函数。因此,根据图像的散焦模糊量的大小即可求出物体的深度信息。由文献^[11]可知,散焦模糊过程可以看作是一幅清晰图像与一个点扩散函数(PSF)做卷积运算,那么,一幅模糊图像 $i(x, y)$ 可以定义为:

$$i(x, y) = f(x, y) \otimes h(x, y) + n \quad (2)$$

其中, $f(x, y)$ 是 $i(x, y)$ 所对应的清晰图像, $h(x, y)$ 为一个 PSF 函数模型, n 代表真实图像中的噪声干扰。

对于 PSF 函数模型,文献^[11, 12]分别采用高斯分布函

数模型和柯西分布函数模型来近似。在图像处理中,高斯分布函数有着良好的局部探索能力^[15],所得到的近似结果对于场景中深度的变化过程有着真实的体现。形状类似于高斯分布函数的柯西分布函数对图像阶跃边缘细微变化以及噪声的干扰有着更敏感的处理能力^[16]。然而现实生活中的图像千变万化,单一的高斯分布模型或柯西分布模型并不能近似每一种模糊情况。同时,文献^[8]中指出近似 PSF 的函数模型只要求旋转对称,并且证明了其他函数模型的 PSF 的适用性。为了综合高斯分布以及柯西分布两种函数模型各自的特点,得到最优的近似效果,提出一种新的高斯-柯西混合模型来近似 PSF,以 $z(x, y, \sigma)$ 来表示:

$$z(x, y, \sigma) = tg(x, y, \sigma) + (1-t)c(x, y, \sigma) \quad (3)$$

其中, σ 为尺度参数,表示图像散焦模糊量的大小,与 CoC 的直径 c 成正比; t 为正则因子, $0 \leq t \leq 1$; 并且

$$g(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right)$$

$$c(x, y, \sigma) = \frac{1}{\pi} \frac{\sigma}{[x^2+y^2+\sigma^2]^{\frac{3}{2}}}$$

当 $t=0$ 时, (z, y, σ) 为柯西分布函数模型; 当 $t=1$ 时, (z, y, σ) 为高斯分布函数模型。图 1 给出当 σ 为 1 时的一维高斯-柯西混合函数密度分布,可以看出它拥有与高斯分布相类似的形状,并且下降更加平滑。同时,当 t 取值越大时,高斯-柯西混合模型更近似于柯西分布模型,其形状拖尾越重,抗噪声能力越强。综上,PSF 可以用高斯-柯西混合模型来近似,结合式(2),一幅模糊图像 $i(x, y)$ 可以表示为:

$$i(x, y) = f(x, y) \otimes z(x, y, \sigma) \quad (4)$$

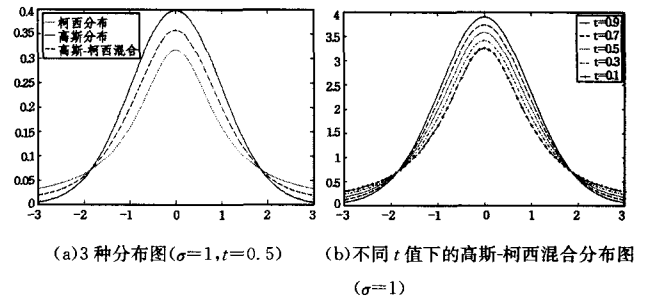


图 1 3 种分布图的比较

2.1.2 散焦模糊量的估计

图像边缘部分的散焦模糊量估计方法如下:首先用一个已知的 $z(x, y, \sigma_0)$ 对图像中的阶跃边缘处进行再模糊处理,得到再模糊图像 $i_1(x, y)$; 然后分别计算出 $i(x, y)$ 与 $i_1(x, y)$ 阶跃边缘处的梯度强度 $\nabla i(x, y)$ 和 $\nabla i_1(x, y)$, 并求得它们之间的比值 $R = \frac{\nabla i(x, y)}{\nabla i_1(x, y)}$; 最后, 求出图像边缘处 ($x=0$) R 的最大值 $R_{\max}$, 根据 $R_{\max}$ 估算出散焦模糊量 σ 。

为了方便起见,这里首先在一维情况下进行讨论,然后扩展这种方法到二维图像。图像经过再处理之后得到的再模糊图像边缘处的梯度强度可以表示为:

$$\begin{aligned} \nabla i_1(x) &= \nabla(i(x) \otimes z(x, \sigma_0)) \\ &= \nabla((Au(x) + B) \otimes z(x, \sigma) \otimes z(x, \sigma_0)) \\ &= A \left(\frac{t}{\sqrt{2\pi(\sigma^2 + \sigma_0^2)}} \exp\left(-\frac{x^2}{2(\sigma^2 + \sigma_0^2)}\right) + \right. \\ &\quad \left. \frac{(1-t)}{\pi} \frac{\sigma + \sigma_0}{x^2 + (\sigma + \sigma_0)^2} \right) \end{aligned} \quad (5)$$

其中, σ_0 为对图像进行再模糊处理的核函数的尺度参数, 称为再模糊尺度。原图像与再模糊图像阶跃边缘处的梯度强度之比为:

$$R = \frac{|\nabla i(x)|}{|\nabla i_1(x)|} \quad (6)$$

可以证明, R 在图像的边缘处 ($x=0$) 取得最大值 $R_{\max}$, 通过公式变换可以得到:

$$\sigma = \frac{t(R_{\max}-1) + (1-t)\sqrt{R_{\max}^2-1}}{(R_{\max}-1)\sqrt{R_{\max}^2-1}}\sigma_0 \quad (7)$$

根据式(5)、式(7)可知, 梯度强度的大小取决于边缘处的振幅 A 以及模糊量 σ 与 σ_0 , 同时当 R 取最大值时, 模糊量 σ 与 σ_0 的大小以及 t 的取值成为影响梯度强度大小的决定因子。由于 σ_0 与 t 是已知的, 因此给定最大值 $R_{\max}$, 就可求得未知模糊量 σ 。

对于二维图像, 模糊量估计的方法仅仅改为使用二维的 PSF 来进行图像的再模糊过程, 阶跃边缘处的梯度强度值为:

$$\|\nabla i(x, y)\| = \sqrt{\nabla i_x^2 + \nabla i_y^2} \quad (8)$$

此处, ∇i_x 和 ∇i_y 分别是在 x 方向和 y 方向的梯度强度值。

2.1.3 稀疏深度图的修正

通过求出图像的每个阶跃边缘处的散焦模糊量, 可以形成一个稀疏深度图, 用 $\hat{d}(x)$ 表示。然而, 图像中边缘位置不明显、噪声的干扰以及阴影等情况会影响散焦模糊量估计结果的准确性。采取联合双边滤波 (JBF) 的方法能够有效地解决这些问题。被修正的稀疏深度图 $\hat{d}(x)$ 可以表示为:

$$BF(\hat{d}(x)) = \frac{\sum_{y \in n(x)} g_{\sigma_s}(\|x-y\|) g_{\sigma_r}(\|I(x)-I(y)\|) \hat{d}(y)}{w(x)} \quad (9)$$

其中, $w(x)$ 为标准化因子; $n(x)$ 为空间高斯滤波器 g_{σ_s} 的大小 x 的邻域; σ_s 和 σ_r 分别代表空间邻域的大小以及强度差的影响情况, 本文中设它们的取值分别为图像大小的 10% 以及强度范围的 10%。滤波过程仅在图像中的边缘位置执行, 能够很好地改正 $\hat{d}(x)$ 的一些估计错误。

2.2 提取全景深度图

求得稀疏深度图 $\hat{d}(x)$ 后, 需要将 $\hat{d}(x)$ 由边缘位置向全图的其他区域进行扩展, 并求得全景深度图 $d(x)$ 。要求所得到的全景深度图 $d(x)$ 与稀疏深度图 $\hat{d}(x)$ 拥有相近的边缘位置。使用文献[11]提到的深度扩展法可以解决这一问题, 该方法可以将此问题定义为一个最小化开销函数:

$$E(d) = d^T L d + \lambda (d - \hat{d})^T D (d - \hat{d}) \quad (10)$$

此处, $\hat{d}$ 和 d 分别指稀疏深度图 $\hat{d}(x)$ 和全景深度图 $d(x)$; D 是一个对角矩阵, 它的元素 D_{ii} 定义为: 当像素 i 位于边缘位置时 $D_{ii}=1$, 否则 $D_{ii}=0$; λ 是一个平衡值, 确保扩散过程的流畅性。 L 是 matting Laplacian 模型, 其元素 (i, j) 定义为:

$$\sum_{k|(i,j) \in w_k} (\delta_{ij} - \frac{1}{|w_k|}) (1 + (I_i - \mu_k)^T (\sum_k \frac{\epsilon}{|w_k|} U_3)^{-1} (I_j - \mu_k))$$

其中, δ_{ij} 为克罗内克函数; $|w_k|$ 为窗口 w_k 的大小, 将图像上每个像素点都设为一个大小为 $|w_k|$ 的窗口中心; μ_k 和 $\sum_k$ 分别代表窗口 w_k 内像素点的颜色均值矩阵和协方差矩阵; I_i 和 I_j 分别表示输入图像 I 像素点 i 与像素点 j 处的颜色矢量; ϵ 为正则化参数。

为化简式(10), 将 $E(d)$ 对 d 求导, 并且设其为 0, 得到式(11)。通过求解下面的稀疏线性方程, 即可得到最佳的全景深度图 $d(x)$:

$$(L + \lambda D) d = \lambda D \hat{d} \quad (11)$$

3 实验结果及分析

本文实验中的测试数据为 200 幅真实场景的图像, 这些图像来自于文献[11]中的实验数据、互联网上的二维图像以及使用尼康 D800 相机拍摄的真实场景图片。为方便比较, 实验中取与文献[11]相同的参数值, 即 $\sigma_0=1$, $\lambda=0.05$, 并且图像的边缘检测也使用 Canny 算子[17]。

3.1 t 取值对算法性能的影响

为了测试 t 的取值对算法性能的影响, 本文在 200 幅图像上进行了仿真实验。图 2 为其中一幅 Girl 图像上的实验结果。从图中可以看出, 当 t 取较小值时, GC-PSF 中柯西分布占权重值较大, 算法所得结果对于噪声的健壮性较强, 并且对于边界不明显区域的深度恢复有着较为良好的结果。如当 $t=0.1$ 时, 所得到的场景深度图对于场景前景中树干上的两个绿草区域处的深度恢复明显有着最好的效果, 并且对于小女孩的脸庞以及头发等纹理比较复杂的区域的轮廓的提取是最为清晰的。当 t 取较大值时, GC-PSF 中高斯分布占权重值较大, 算法所得结果对于场景深度变化有着较为真实的体现, 如当 $t=0.9$ 时, 与真实图像相比, 所得到的场景深度图对于场景中前景、背景的分离以及背景中树木由近到远的深度变化有着较真实的体现, 但是此时对于前景中两处绿草区域的深度恢复效果不甚理想。综合比较, 当 $t=0.3$ 时, 算法所得到的深度图是最为理想的结果, 不仅很好地体现了场景由近到远的深度变化, 而且对于细微区域也有着良好的处理结果。本文算法对于其他多幅图像的测试结果也有着类似的结论。因此, 后续实验中参数 $t=0.3$ 。

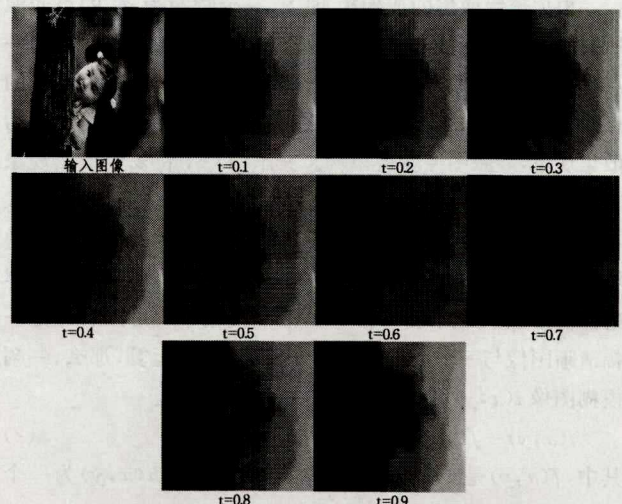


图 2 t 取不同值时 GC-PSF 方法得到的全景深度图

3.2 与几种典型方法的比较

将本文方法与文献[11]以及文献[12]中的方法进行比较,为了得到最好的比较结果,输入图像使用文献[11]以及文献[12]数据集中相同的图像。从实验结果中选出两组最具有代表性的典型场景做出比较,如图3所示,(a)列两幅图像为输入的真实场景图像(Bird图像和Boy图像),(b)、(c)和(d)列分别为文献[11]的方法、文献[12]的方法以及本文方法的实验结果。对于Bird图像,文献[11]的方法对于图像存在阴影的左下角花的枝干区域的深度估计出现明显不准确(如图中方框标注);文献[12]的方法得到的结果对该区域也只有比较粗糙的恢复结果;而本文的方法不仅得到了准确、细腻的结果,并且在图像鸟嘴处纹理特别复杂区域也有着清晰的体现(如图中深色方框标注)。在Boy图像中,本文的方法所恢复出的全景深度图不仅很好地将前景的男孩与背景分离出来,而且完整地反映出背景中道路由近到远连续的深度变化,并且在图像背景左上角建筑物阴影处以及图像右侧发生强烈边缘变化的绿化带区域都实现了比文献[11]更为细腻、真实的深度估计(如图中方框标注);并且,在对男孩脚部区域的深度恢复中(如图中方框标注)实现了比文献[12]更为完整的结果,即本文方法很好地实现了两种方法的一种融合。综上,本文的方法能够依靠场景的单幅散焦图像恢复出更为可靠的深度信息。

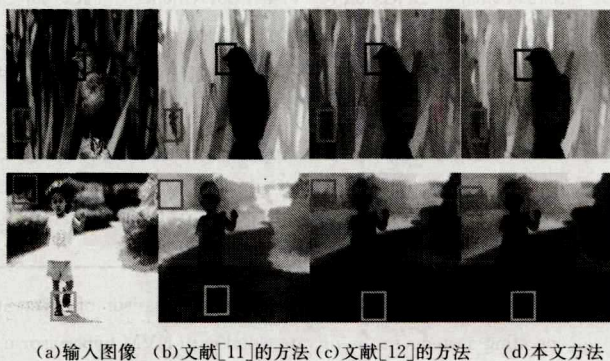


图3 本文方法与文献[11,12]方法结果的比较

3.3 本文方法性能的测试

为了测试本文方法的实用性,采用互联网上一组散焦图像对本文方法进行测试,图4为其中4幅图像的实验结果。第一幅图像的特点为植物纹理错综复杂并且前景和背景很难分辨,对于边缘不明显的植物区域,文献[11]的方法的结果出现了明显的失误,而文献[12]的结果更为真实并且对于植物的轮廓提取比本文方法更清晰。第二幅图像的特点为景物的轮廓较为清楚并且场景存在明显的由近到远的深度变化,对于此类情况,文献[11]的方法的结果明显是最佳的。对于第三幅以及第四幅这类前景、背景有着明显分离并且背景中存在阴影等复杂场景的图像,本文的方法所得的结果很好地综合了两种方法的优点,不仅很好地识别了前景中景物的形状以及细节,并且对场景深度的细微变化具有很好的分辨能力。从实验中可以看出,文献[11]的方法适用于景深变化明显的图像,文献[12]的方法适用于纹理复杂的图像,本文方法适用于场景包含多个层次的图像。按照以上3种图像特征对实验数据进行了统计,纹理复杂类、景深变化明显类和多层次场景

类图像所占比重分别为5%,18%和77%。可以看出,多层次场景类的图像占大多数,因此,本文所提出的深度估计方法有着更好的实用性。

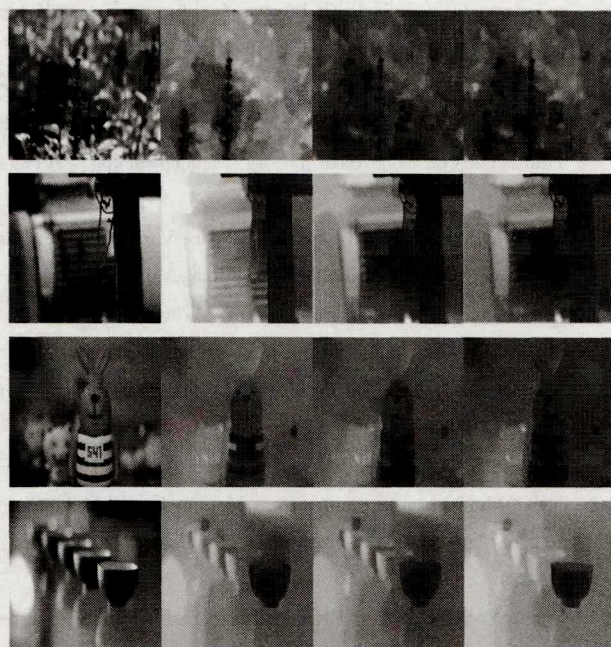


图4 3种方法在互联网图像上的测试结果

图5示出由本文算法恢复Building图像全景深度图的过程。在Building图像中,场景可以分为3层:墙、建筑物以及天空,聚焦点在场景前景中的墙。从图中可知,求得的稀疏深度图(见图5(b))展现了完整、精确的图像边缘处的散焦模糊量情况。本文方法能够有效地恢复出场景的全景深度图(见图5(c)),完整包含了场景的3个层次,并且较为精确地反映了场景3个层次由近到远的连续深度变化。

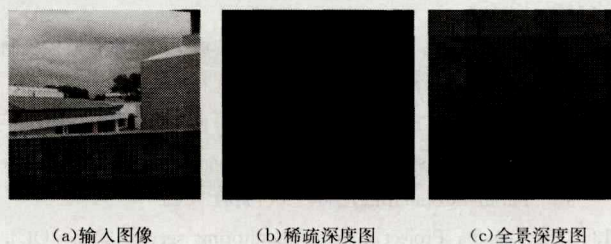


图5 本文方法恢复的Building图像全景深度图

结束语 本文提出了一种新的从单幅散焦图像中估计场景深度信息的方法。在从利用不同场景的真实散焦图像恢复出的全景深度图以及与传统方法的比较中能够得出,本文所提出的基于GC-PSF,根据图像边缘处梯度幅度的比值来计算边缘处散焦模糊量,并扩展到全图获得全景深度图的方法,很好地结合了高斯分布函数以及柯西分布函数模型方法的优点,对场景中深度的细微变化有着更好的分辨能力,并且得到的深度信息更加真实可靠;对图像存在阴影以及边缘不明显的区域有着更好的抗干扰能力,能从场景中获取比现有方法更好的全景深度图。在下一步,将尝试进一步研究探讨高斯柯西混合函数模型中 t 的取值,并结合图像的色彩等其他特征提高所提方法的精度。

参考文献

- [1] AKBARALLY H, KLEEMAN L. 3D robot sensing from sonar and vision[C]// 1996 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1996. IEEE, 1996: 686-691.
- [2] PIERACCINI M, LUZI G, MECATTI D, et al. A microwave radar technique for dynamic testing of large structures[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory Techniques, 2003, 51(5): 1603-1609.
- [3] RAJAGOPALAN A N, Chaudhuri S. Space-Variant Approaches to Recovery of Depth from Defocused Images[J]. Computer Vision & Image Understanding, 1997, 68(3): 309-329.
- [4] SUBBARAO M. Parallel Depth Recovery By Changing Camera Parameters[C]// Second International Conference on Computer Vision. IEEE, 1988: 149-155.
- [5] OLIENSIS J, GENC Y. Fast and Accurate Algorithms for Projective Multi-Image Structure from Motion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2001, 23(6): 546-559.
- [6] NG A Y, SUN M, SAXENA A. Make3D: Learning 3-d scene structure from a single still image[C]// PAMI. 2008: 824-840.
- [7] PENTLAND P. A New Sense for Depth of Field [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1987, 9(4): 523-531.
- [8] SUBBARAO M, GURMOORTH N. Depth recovery from blurred edges[M]. IEEE, 1988.
- [9] NAMBOODIRI V P, CHAUDHURI S. Recovery of relative depth from a single observation using an uncalibrated (real-aperture) camera[C]// 2013 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2008: 1-6.
- [10] SU Qing-hua, ZHAO Yan, YANG Kui, et al. Calculation Method of Depth in Single Defocused Image[J]. Infrared, 2013, 34(5): 16-22. (in Chinese)
苏庆华, 赵剌, 杨奎, 等. 单幅散焦图像深度计算方法[J]. 红外, 2013, 34(5): 16-22.
- [11] ZHUO S, SIM T. Defocus map estimation from a single image. [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(9): 1852-1858.
- [12] MING Ying, JIANG Jing-yu. Depth recovery from a single defocused image using a Cauchy-distribution-based point spread function model[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(5): 708-714. (in Chinese)
明英, 蒋晶珏. 使用柯西分布点扩散函数模型的单幅散焦图像深度恢复[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(5): 708-714.
- [13] ENS J, LAWRENCE P. An Investigation of Methods for Determining Depth from Focus[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1993, 15(2): 97-108.
- [14] SUBBARAO M, Choi T S, Nikzad A. Focusing techniques[M]. Optical Engineering, 1992.
- [15] LAN K T, LAN C H. Notes on the Distinction of Gaussian and Cauchy Mutations[C]// Eighth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications. IEEE Computer Society, 2008: 272-277.
- [16] MING Ying, JIANG Jing-yu. Cauchy Distribution Based on Statistical Change Detection for Visual Surveillance[J]. Journal Of Image And Graphics, 2008, 13(2): 328-334. (in Chinese)
明英, 蒋晶珏. 视觉监视中基于柯西分布的统计变化检测[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(2): 328-334.
- [17] CANNY J. A Computational Approach to Edge Detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.
- [18] KIMELFELD B, SENELLART P. Probabilistic XML: Models and complexity[M]// Advances in Probabilistic Databases for Uncertain Information Management. Springer Berlin Heidelberg, 2013: 39-66.
- [19] REDDY P, RAJAMANI L. Performance comparison of different operating systems in the private cloud with KVM hypervisor using SIGAR framework[C]// 2015 International Conference on Communication, Information & Computing Technology (IC-CICT). IEEE, 2015: 1-6.
- [20] REDDY P, RAJAMANI L. Virtualization overhead findings of four hypervisors in the CloudStack with SIGAR[C]// 2014 Fourth World Congress on Information and Communication Technologies (WICT). IEEE, 2014: 140-145.
- [21] MUNOZ F, BAUDRY B, DELAMARE R, et al. Usage and Testability of AOP: an empirical study of AspectJ[J]. Information and Software Technology, 2013, 55(2): 252-266.
- [22] ZHENG Xiao, LUO Jun-zhou, CAO Jiu-xin, et al. A Publish/Subscribe Based Information Dissemination Model for QoS of Web Services[J]. Journal of Computer Research and Development, 2010, 47(6): 1088-1097. (in Chinese)
郑啸, 罗军舟, 曹玖新, 等. 基于发布/订阅机制的 Web 服务 QoS 信息分发模型[J]. 计算机研究与发展, 2010, 47(6): 1088-1097.
- [23] KAFKA A. A high-throughput, distributed messaging system [OL]. <http://kafka.apache.org/design.html>.

(上接第 12 页)

侯永东, 王菁, 赵卓峰, 等. 一种可扩展集成化的云平台监控机制[J]. 小型微型计算机系统, 2014, 35(9): 2024-2028.

[12] MASSIE M L, CHUN B N, CULLER D E. The ganglia distributed monitoring system: design, implementation, and experience [J]. Parallel Computing, 2004, 30(7): 817-840.

[13] The Ganglia Project, Ganglia monitoring service, 2012 [OL]. <http://www.ganglia.info>.

[14] Nagios Enterprises LLC, Nagios-the industry standard in IT infrastructure monitoring, 2012[OL]. <http://www.nagios.org>.

[15] <http://www.zabbix.com/>.

[16] <http://www.monitis.com/>.

[17] LIU Z H, HAMMERSCHMIDT B, MCMAHON D. JSON data management: supporting schema-less development in RDBMS [C]// Proceedings of the 2014 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data. ACM, 2014: 1247-1258.

[18] KIMELFELD B, SENELLART P. Probabilistic XML: Models and complexity[M]// Advances in Probabilistic Databases for Uncertain Information Management. Springer Berlin Heidelberg, 2013: 39-66.