

利用不均匀散焦模型获取景物深度信息

章权兵, 徐 颜, 张爱明, 程 鸿

ZHANG Quan-bing, XU Yan, ZHANG Ai-ming, CHENG Hong

安徽大学 计算智能与信号处理教育部重点实验室, 合肥 230039

Key Lab of Intelligent Computing and Signal Processing, Anhui University, Hefei 230039, China

E-mail: xuyanbyx@sohu.com

ZHANG Quan-bing, XU Yan, ZHANG Ai-ming, et al. Depth from defocus based on uneven defocusing model. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(26): 166-168.

Abstract: The key of 3-D reconstructing is to determine the depth information of a scene from images. A new method for depth from defocus images based on uneven defocusing model is proposed. This method only needs two images taken with different aperture diameters and it is valid without process of scale normalization or images matching. Experimental results on synthetic and real images are presented to demonstrate the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: depth from defocus; point spread function; aperture diameters

摘 要: 景物三维重建的关键之一是从景物图像中获得景物目标到摄像机的距离。研究了一种基于散焦图像的计算景物距离的算法。该方法基于不均匀散焦模型, 并且只需两幅改变光圈指数得到的散焦程度不同的图像, 因此可以避免图像的大小匹配问题。根据图像的点扩散函数的形式, 可以通过优化的方法求得深度。模拟和真实实验表明了算法的有效性。

关键词: 散焦求深度; 点扩散函数; 光圈指数

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.26.049 文章编号: 1002-8331(2009)26-0166-03 文献标识码: A 中图分类号: TP391

1 引言

计算机视觉中的一个核心问题是从景物的二维图像中恢复出三维信息, 立体视觉与运动视觉是最常用的方法, 其中大多数算法都是基于聚焦图像的, 这些算法虽然精确度高, 但运算比较复杂, 不易于实时系统的实现, 且存在目前仍无法有效解决的对应点匹配问题。

而基于散焦图像的深度恢复算法运算简单、计算量较小, 并且可以有效地避免对应点匹配问题。Pentland 在 1987 年首次提出了基于散焦图像的深度估计算法^[1], 他注意到透镜系统仅在一个物距上可以得到聚焦图像, 当距离增大或减小时, 图像就会逐渐变得模糊, 利用模糊图像间的模糊差可以恢复物体的深度信息。此后又有其他人提出了不同的散焦测距方法, 例如基于频率域或使用逆滤波等^[2-4]。2005 年, Paolo Favaro 和 Stefano Soatto 提出了一种基于几何光学的散焦深度估计方法^[5], 该方法在不简化成像模型的前提下避免了在深度估计过程中对图像的解模糊, 使计算更加简单。使用这种方法估计深度时, 至少需要两幅散焦程度不同的图像^[6], 这两幅图像可以通过改变像距 v 、焦距 F 或者光圈直径 D 获得。由于像距 v 和焦距 F 的变化有可能带来图像的大小匹配问题, 因此在该方法的基础上, 采用调节光圈方式来代替该方法的调节透镜至像平面距离的方式, 避免了图像大小匹配问题。并且, 很多基于散焦的深度

恢复方法都是采用均匀散焦模型的, 也就是说认为物体上所有点的模糊度是相同的, 但事实上, 大多数的散焦图像都是不均匀的, 因此研究了不均匀散焦模型, 并且采用了该不均匀散焦模型进行深度恢复。

2 成像模型

图 1 所示为散焦光学系统成像模型, D 为镜头的光圈直径, F 为焦距, u 为物距, v_0 为像距, v 为镜头到像平面的距离, 当 $v \neq v_0$ 时, 点 p 不聚焦于像平面, 而是在像平面上形成一个半径为 R (反映像点的模糊程度) 的圆形光斑 p_2 。

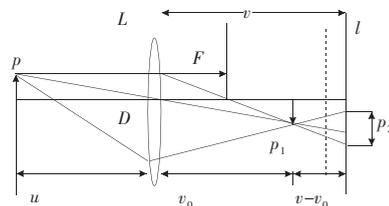


图 1 散焦光学系统成像模型

根据透镜成像公式, 有如下关系式:

$$\frac{1}{u} + \frac{1}{v_0} = \frac{1}{F} \quad (1)$$

基金项目: 国家自然科学基金(the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60603083)。

作者简介: 章权兵(1977-), 男, 博士, 副教授, 主研方向: 计算机视觉、图像处理; 徐颜(1981-), 女, 硕士研究生, 通讯作者, 主研方向: 计算机视觉; 张爱明(1981-), 男, 硕士研究生, 主研方向: 计算机视觉; 程鸿(1981-), 女, 博士研究生, 主研方向: 计算机视觉、信号处理。

收稿日期: 2008-10-27 修回日期: 2008-12-24

根据三角形相似等几何知识,可以得到模糊半径 R 为:

$$R = \frac{Dv}{2} \left(\frac{1}{F} - \frac{1}{u} - \frac{1}{v} \right) \quad (2)$$

由于光学干涉、衍射等的影响,圆形光斑 p_2 并不是一个亮度均匀的光斑,而是一个中心亮、边缘逐渐模糊的光斑,点光源与圆形光斑的关系用镜头的点扩散函数(PSF)表示。采用常见的二维高斯函数作为 PSF 模型^[7]

$$k(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

散焦图像 J 可以表示成由摄像机的光学特征和景物的三维形状确定的 PSF 作用在景物纹理 f 上的结果^[1,8],即:

$$J(y) = \int k(x, y) f(x) dx \quad (4)$$

一般情况下,物体上不同的点到相机的距离不同,其散焦程度是不同的,也就是说该物体是不均匀散焦的。物体的不均匀散焦模型^[9]如图 2 所示,此时物距 u 为位置 (X, Y) 的函数,在 D, F, v 保持不变的时候,由式(2)可得模糊半径 R 同样也是位置 (X, Y) 的函数。在处理这种不均匀散焦图像时,可以把该图像分成足够多的小邻域,并且假定在每一邻域内景物的深度是不变的,所以在这个小的邻域内可以使用均匀散焦模型来求得深度。

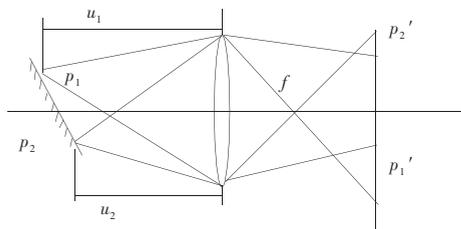


图 2 不均匀散焦模型

基于上述散焦模型来恢复深度时,至少需要两幅散焦程度不同的图像,一般的方法是通过改变相距来得到两幅散焦程度不同的图像,但是这样会带来图像的大小匹配问题。如图 1 所示,设像平面位于 l 位置时,图像的高度为 l_1 ;像平面位于虚线位置时,图像的高度为 l_2 ,由图 1 可以看出 $l_1 \neq l_2$ 。此时物体的位置并没有改变,但像平面到透镜的距离的变化使图像的放大率发生了改变,因此两幅图像间就存在大小匹配问题,这就需要对其进行额外处理,增加了算法的复杂度,不易于实时实现。而文中采用的方法为:不通过改变相距而是通过改变光圈指数来得到散焦程度不同的两幅图像,这样可以避免图像的大小匹配问题。

3 深度恢复

使用散焦图像恢复深度至少需要两幅散焦程度不同的图像^[6],设 J_1 和 J_2 为通过改变光圈指数(其他参数保持不变)而得到的散焦程度不同的两幅图像。假设这两幅散焦图像 J_1 和 J_2 的光圈指数分别为 F_1 和 F_2 ,大小均为 $P \times Q$,对应的 PSF 分别为 $k_1(x, y)$ 和 $k_2(x, y)$;将 J_1 和 J_2 重组为 M 维列向量,记为 $J(y)$,其中 $M = P \times Q \times 2$;将 $k_1(x, y)$ 和 $k_2(x, y)$ 用同样的方式重组为 $k(x, y)$ 。则式(4)可以转化为下面的形式:

$$J(y) = \int k^u(x, y) f(x) dx \quad (5)$$

引入线性算子 K_u , 可以将以积分形式表示的成像模型式(5)改写为矩阵形式^[5]:

$$J(y) = (K_u f)(y) \quad (6)$$

散焦测距问题其实就是求满足上面方程式的 u 。因为这个问题是病态的,所以通过最小化一个适当的代价函数来得到最优解。选择正则化模为代价函数:

$$d = \arg \min_u \| I(y) - (K_u f)(y) \|_2 \quad (7)$$

其中 I 为拍摄到的图像, $K_u f$ 为通过成像模型式(6)估计到的图像,则上式即为估计图像和拍摄图像的距离的 l_2 模,与此最优解对应的参数 d 即为所求得的深度。

上式的最优化问题等价于 $d = \arg \min_u (K_u^\perp J(x))^2$ 的最优化问题,其中 K_u^\perp 为 K_u 的正交算子,所以只需求得正交算子 K_u^\perp 就可以求得深度。当摄像机的点扩散函数 PSF 已知时,可以通过奇异值分解的方法求得该正交算子;当摄像机的 PSF 未知时,可以通过“学习”的方法得到正交算子^[5]。

在求得正交算子以后就可以用来进行估计深度了。由于实际得到的散焦图像一般都是不均匀的,也就是说图像上的各个点的散焦程度并不一定是完全相同的,这时可用不均匀散焦模型来求解。将散焦图像分成很多的小邻域,并假定在该邻域内景物的深度是不变的,则可以使用一个和像平面平行的平面来逼近该邻域,即所谓的等焦假定,其中这一平面叫做等焦平面。根据等焦假定,对于图像中的每一像素点 y ,可取该像素点附近的一个小区域 g ,将其记为 J_g ,则当这一小区域足够小时,可以认为该区域是和像平面平行的,也就是说这一小区域内的所有像素点的深度是相同的。所以在对图像中的各个像素点进行深度估计时取该点附近的一个小邻域,以这一邻域为整体进行深度估计。

使用该方法估计深度时,需知道物体的大致深度范围,比如设为 $[a, b]$,也就是说物体大致处于距离摄像机 a 到 b 的范围内,则将 a 到 b 这一段平分为若干小段,设为 $\{u_i\}, i=1, 2, \dots, n$,产生出相应离散深度的等焦平面,使用奇异值分解或者“学习”的方法分别计算出与各个离散深度 u_i 对应的正交算子 $K_{u_i}^\perp$ 。然后由下式即可求得像素点 y 的深度 d_y :

$$d_y = \arg \min_u (K_{u_i}^\perp J(x))^2, \forall y \in g \quad (8)$$

总结以上,由两幅散焦图像恢复深度的算法步骤如下:

- (1) 通过改变光圈拍摄两幅散焦图像 J_1 和 J_2 , 将其重组为一个列向量 $J(y)$ 。
- (2) 把物体所在的大致范围平均分为若干个等焦平面,求这一系列等焦平面对应的正交算子 $K_{u_i}^\perp, i=1, 2, \dots, n$ 。
- (3) 对于图像内的每一个像素点 y , 以 y 为中心, 取其周围的一个小区域 g , 通过式(8)求得该像素点的深度值 d_y 。

4 实验

4.1 模拟实验

首先通过改变光圈指数模拟生成两幅散焦程度不同的模糊图像,如图 3 所示,其中各参数分别为: $F=35$ mm, $F_1=4$, $F_2=3.5$, 像距 $v=37.5$ mm。图 4(a) 表示实际的深度图,深度的恢复结果如图 4(b) 所示(浅色代表距离摄像机较近,深色代表距离

摄像机较远);而图5为使用网格图表示的两幅散焦图像的实际深度和估计深度。

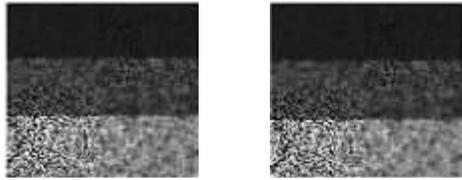
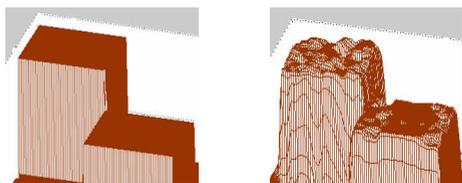


图3 改变光圈模拟的两幅模糊程度不同的散焦图像



(a)实际深度图 (b)估计深度图

图4 实际深度图与估计深度图(灰度图表示)



(a)实际深度图 (b)估计深度图

图5 实际深度图与估计深度图(网格图表示)

4.2 真实实验

使用EOS 400D数码相机(镜头为EF-S18-55 mm f/3.5~5.6)通过改变光圈拍得两幅模糊程度不同的图像,并将其转化为灰度图,如图6所示,其中前景为一个大致为矩形的石块,背景为报纸。图像大小为432×414像素,各参数分别为: $F=85$ mm, $F_1=8$, $F_2=9$, 标定参数像距 $v=95.1$ mm, $\gamma=10^4$ 。图7为估计的物体深度,其中(a)为恢复深度的灰度图表示,(b)为恢复深度的网格图表示。



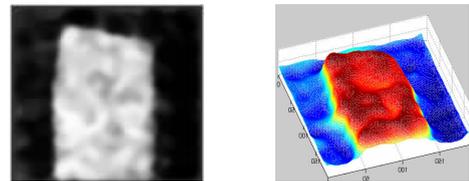
图6 模糊程度不同的两幅图像

(上接86页)

对比表1,表2可以看出,对于同一张图片来说,当嵌入量相同时,该算法的图像保真度高于传统算法,而且该算法的最大嵌入量比传统算法要高出很多,即在确保有较好隐蔽性的前提下,具有较大的嵌入量。并且,基于该算法嵌入后的图像直方图与嵌入前的图像直方图相当接近,可抵抗密写统计分析。

4.2 结论

提出基于人眼视觉系统HVS和DWT的密写算法,考虑人眼对于各种遮掩特性的差异,并结合DWT的优点和特性,自适应地嵌入秘密信息,具有良好的不可见性和较高的嵌入量。采用彩色图像做载体,文本信息做秘密信息具有很好的实际利用



(a)灰度图 (b)网格图

图7 估计深度图

5 结论

研究了一种基于几何光学的散焦深度恢复的新方法,提出通过改变光圈指数得到两幅模糊程度不同的图像,从而避免了图像的大小匹配问题。模拟实验和真实实验证明了该方法的有效性。

参考文献:

- [1] Pentland A. P. A new sense for depth of field[J]. IEEE Trans on PAMI, 1987, 9(4):523-531.
- [2] Ens J, Lawrence P. An investigation of methods for determining depth from focus[J]. IEEE Trans PAMI, 1993, 15(2):97-107.
- [3] Ziou D, Deschenes F. Depth from defocus estimation in spatial domain[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2001, 81(2):143-165.
- [4] Ens J, Lawrence P. An investigation of methods for determining depth from focus[J]. IEEE PAMI, 1993, 15(2):97-108.
- [5] Favaro P, Soatto S. A geometric approach to shape from defocus[J]. IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell, 2005, 27(3):406-417.
- [6] Lou Yi-fei, Favaro P, Soatto S. Autocalibration and uncalibrated reconstruction of shape from defocus[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007, CVPR'07, 2007.
- [7] Subbarao M, Wei T. Depth from defocusing and rapid auto-focusing: A practical approach[C]//Proc IEEE Intl Conf on Computer Vision Pattern Recognition, Champaign, Illinois, 1992:773-776.
- [8] Rajagopalan A N, Chaudhuri S. Space-variant approaches to recovery of depth from defocused images[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1997, 68(3):309-329.
- [9] Chen Xiang-cheng, Yang Sheng, Wang Ya-jun. Research on 3D shape reconstruction using uneven defocusing model [C]//International Conference on Mechatronics and Automation, Harbin, China, 2007:2326-2331.

价值,并且通过对秘密信息进行加密,保证了信息的安全性。嵌入后的图像直方图没有明显改变,提高了载密图像抗检测能力。

参考文献:

- [1] 耿迅, 龚志辉, 张春美. 基于HVS和整数小波变换的遥感图像水印算法[J]. 测绘通报, 2007(8):20-22.
- [2] 王向阳, 杨红颖, 陈利科. 基于人眼视觉系统的自适应量化数字水印算法研究[J]. 小型微型计算机系统, 2005, 26(9):1526-1529.
- [3] 邓新文, 王国才, 李娟, 等. 一种安全图像小波域密写方案[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(36):97-106.
- [4] 刘挺, 尤韦彦. 一种基于离散小波变换和HVS的彩色图像数字水印技术[J]. 计算机工程, 2003, 29(4):115-117.