

文章编号: 1672-8785(2013)05-0016-07

单幅散焦图像深度计算方法

苏庆华 赵 剡 杨 奎 张少辰

(北京航空航天大学仪器科学与光电工程学院, 北京 100191)

摘 要: 由单幅图像获取深度是单目视觉测量中的一个难题。根据散焦图像的散焦原理, 得到了单幅散焦测距扩散系数。基于单幅图像中不同区域的图像相关性, 提出了替代二次成像要求的约束条件, 即采用图像检测方法检测两个被测区域, 结合散焦图像的各向异性扩散模型及区域扩散系数, 分别对两个区域图像进行扩散实现。利用最小能量泛函求解了各个被测区域各向异性图像扩散方程, 进而得到了区域物体深度。在精度方面, 实验结果与利用两幅散焦图像获取深度的传统方法相同。这种方法在测距过程中无需对相机参数进行调整, 提高了单目测距的可操作性。该方法是对现有视觉测量方法的有力补充, 能够为视觉测量技术提供更加宽广的应用前景。

关键词: 模糊参数; 各向异性; 散焦图像; 深度

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1672-8785.2013.05.003

Calculation Method of Depth in Single Defocused Image

SU Qing-hua, ZHAO Yan, YANG Kui, ZHANG Shao-chen

(School of Instrumentation Science and Opto-electronics Engineering, Beijing University of Aeronautics and Astronautics, Beijing 100191, China)

Abstract: Using a single image to acquire the depth information of an object is a great challenge in monocular vision. According to the defocusing principle of a defocused image, a single defocusing diffusion coefficient is deduced. Then, in the light of the correlation of different areas in the single image, a constraint condition for replacing the secondary imaging is proposed. In the constraint condition, an image detection method is used to detect two areas to be measured and the diffusion of the images of two areas is implemented respectively by incorporating the anisotropic diffusion model and area diffusion coefficient of the defocused image. Finally, a minimum energy function is used to solve the anisotropic image diffusion equations for each measured area and hence the depth of the object in the area is obtained. In accuracy, the experimental result is similar to that of the traditional method in which two defocus images are used to obtain the depth. Since the camera parameters need not to be adjusted in the measuring process, the operability of monocular ranging is improved. This method is a powerful alternative to the existing vision measuring methods and will have broader application prospects.

Key words: fuzzy parameter; anisotropy; defocus image; depth

收稿日期: 2013-04-02

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61074184; 61233005)

作者简介: 苏庆华 (1979-), 女, 山西临汾人, 博士研究生, 主要研究方向为着陆器着陆及巡视视觉导航。

E-mail: qinghuasu@126.com

0 引言

深度信息估计是机器视觉领域中最基础的研究问题之一。深度信息反映的是目标对象在三维空间中的几何结构信息。近些年来, 基于散焦的物体深度算法逐渐受到人们的重视。散焦测距方法不存在立体视觉中的特征点匹配以及遮挡等问题, 因而在某些领域具有更好的实用性。

1987年, Pentland A P 首次提出了一种通过两幅图像的模糊程度计算物体距离的方法^[1]; 1988年, Subbarao M 等人也发表了相关研究成果^[2]。利用散焦图像进行深度估计的方法最初是基于马尔科夫场建立形状表示的^[3-4]。该方法的主要问题是计算量大。为了解决这个问题, 人们对图像利用空间进行了描述^[5-6], 然后对其进行了形状恢复。

目前散焦测距算法均需两幅以上的图像, 它们根据同一物体散焦成像的差异来确定所测物体表面的深度。而二次成像的约束增加了单目测距操作的复杂度, 限制了其应用的实时性。实际上, 从单幅图像中获取物体的深度信息需要解决以下几个问题: (1) 图像的成像面位置的确定; (2) 物体在成像面上的扩散关系; (3) 用什么方程描述图像的扩散以及成像面的位置与弥散半径信息; (4) 用什么方法进行求解。根据辐射立体视觉原理, 本文利用单幅图像中不同物距的物体在成像面上的散焦各向异性扩散特性及各向异性热扩散方程并结合图像空间特性, 基于单幅图像中不同区域图像的相关性, 提供替代二次成像要求的约束条件, 从而实现单目单幅图像的深度计算。

1 将单幅图像转换为两幅图像

1.1 散焦成像

由点光源的理想成像模型^[7]可知, 当物体不位于聚焦点时, 拍摄的图像不清晰。散焦测距的基础是物体经过 CCD 成像变得模糊的散焦图像。图 1 所示为散焦成像模型。

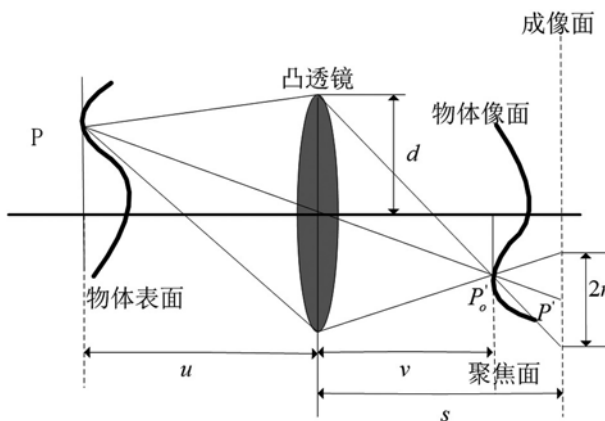


图 1 散焦成像模型

图 1 中, u 为物距; d 为透镜半径; f 为焦距; v 为聚焦像距; s 为透镜到成像面的距离。此时, P 所成的像是一个圆斑, 其半径为 r 。

1.2 点扩散函数

图 2 所示为理想情况下的散焦成像模型。实际上, 物点所得到的扩散圆斑并不是一个亮度均匀的光斑, 而是一个中心能量强、周围逐渐变弱的圆盘。因此, 点扩散函数可以用二维高斯分布函数来近似描述模糊圆的变化形态, 其函数表示见式 (1)^[8-9]。

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

$$\sigma = kr \quad (2)$$

式中, σ 表示模糊程度的高低, 称为模糊参数; k 为由摄像机系统特性决定的常数, 可以通过相机定标得到; r 为弥散圆半径。

同一物体在不同物距下的散焦可能会出现以下几种情况: (1) 图 2 所示为一个物体沿光轴方向 (设为 x 轴) 移动时的情况, 此时散焦的模糊系数为 σ_x (满足式 (3)); (2) 图 3 所示为一个物体沿垂直光轴方向 (设为 y 轴) 移动时的情况, 此时散焦的模糊系数为 σ_y (满足式 (3)); (3) 图 4 所示为一个物体既沿 x 轴方向移动, 同时也沿 y 轴方向移动时的情况, 此时物体的模糊系数 σ^* 见式 (5)。在单幅图像中, 不同物体在同一位置所成散焦像的弥散斑半径是不同的。基于式 (5) 对一幅图像中两个不同物体区域的图像进行转换, 可以得到弥散半径不同的同一物体的两幅

散焦图像, 从而可以将单幅图像深度计算问题转换为两幅图像深度计算问题。

$$\sigma^* = \frac{\sigma_x \cdot \sigma_y}{\sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}} \quad (3)$$

则式 (1) 变为式 (4):

$$h(x, y) = \frac{1}{2\pi \frac{\sigma_x \sigma_y}{\sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}}} \exp \left(-\frac{x^2 + y^2}{2 \frac{\sigma_x \sigma_y}{\sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}}} \right) \quad (4)$$

式 (2) 变为式 (5):

$$\sigma^* = \frac{\sigma_x \cdot \sigma_y}{\sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}} = kr \quad (5)$$

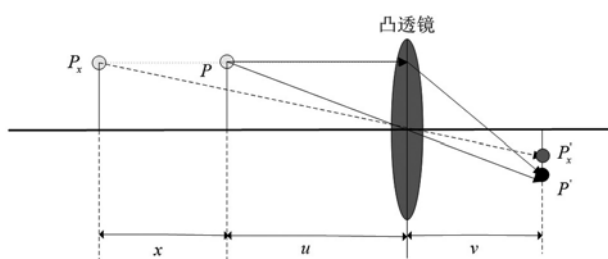


图 2 物体沿光轴移动时的散焦图

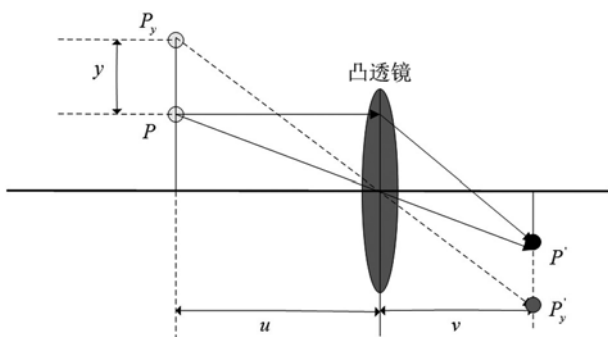


图 3 物体沿垂直光轴移动时的散焦图

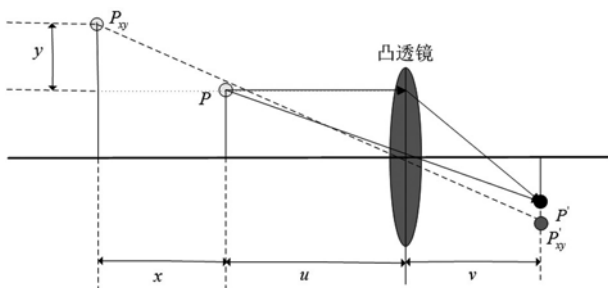


图 4 物体同时沿水平光轴和垂直光轴移动时的散焦图

在一幅图像中用上述高斯函数作为点扩散函数, 选定不同物距的两个物体区域, 将离透镜近的区域扩散到离透镜远的物体所在位置的散焦模型可以用式 (6) 表示^[9]:

$$I(x', y') = \iint h((x', y'), (x, y)) r(x, y) dx dy \quad (6)$$

式中, (x', y') 为处理后的散焦像坐标; (x, y) 为原散焦图像坐标; $h((x', y'), (x, y))$ 为光学系统在单幅图像中的点扩散函数。

1.3 区域模糊参数计算

在单幅散焦图像测距中, 先检测不同区域, 然后利用各向异性热扩散模型计算出各区域的模糊参数和边界。

假设 $I(x, y)$ 是物体图像中一个具有阶跃边缘的图像区域, 图像区域左侧的灰度为 g_L , 右侧的灰度为 g_R , 左右两侧的边界为 $(E(y), y)$ 。假设沿 x 和 y 方向的模糊参数分别为 σ_x 和 σ_y , 那么模糊参数 σ 就可表示为^[15]

$$\sigma = \frac{\sigma_x \cdot \sigma_y}{\sqrt{\sigma_x^2 + \sigma_y^2}} = \frac{m \cdot \sigma_x}{\sqrt{m^2 + 1}} = \frac{\sigma_y}{\sqrt{m^2 + 1}} \quad (7)$$

式中, m 为阶跃边缘斜率。 m 与 σ_x 及 σ_y 之间存在关系, 因此只要求解出 σ_x 和 σ_y , 由式 (7) 就可求出模糊参数 σ 。 σ_x 和 σ_y 图像中存在以下关系^[15]:

$$\sigma_x^2 = \frac{1}{g_R - g_L} \int_{-\infty}^{\infty} (x - E(y))^2 \frac{df^*(x, y)}{dx} dx \quad (8)$$

$$\sigma_y^2 = \frac{1}{g_R - g_L} \int_{-\infty}^{\infty} (y - E^{-1}(x))^2 \frac{df^*(x, y)}{dy} dy \quad (9)$$

式中, $E(y)$ 为边界上每一点的 x 值与该点 y 值的关系; $E(x)$ 为边界上每一点的 y 值与该点 x 值的关系; $f^*(x, y)$ 为边界上的值与 (x, y) 的关系。

1.4 单幅图像各向异性扩散

物理上的连续热扩散方程可应用在图像领域^[11-13], 设初始图像 $I_0(x, y)$ 在 t 时刻的图像满足式 (10):

$$\begin{cases} \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \nabla \cdot [c(x, y, t) \nabla I(x, y, t)] \\ I(x, y, 0) = I_0(x, y) \end{cases} \quad (10)$$

式中, $c(x, y, t)$ 为扩散系数, 且与二维高斯点扩散函数的方差具有以下关系^[14]:

$$\sigma^2 = 2tc \quad (11)$$

通过初始图像与有可递增方差的高斯函数的卷积来实现在同一成像面上多尺度物体的表示, 并将其等价于经典热扩散方程。用完成定标的相机(已知成像面的位置以及相机参数 k 和 f) 拍摄一幅散焦图像, 然后用 sobel 检测方法检测出两个深度不同的物体区域。设该幅图像中两个区域的参数分别为 (u_1, v, f) 和 (u_2, v, f) , 对应两个区域的散焦图像记为 $I_1((x, y), u_1)$ 和 $I_2((x, y), u_2)$, 模糊参数分别为 $\sigma_1(x, y)$ 和 $\sigma_2(x, y)$ 。假设 $\sigma_1 < \sigma_2$, 根据式(8), I_1 从 $t_1 = 0$ 时刻扩散至 $t_2 = t$ 时刻得到更模糊的图像 $I'_1((x, y), u_2)$ 停止, 对应的模糊参数可由式(5)得到; 对 I_2 作相同处理。这样就把用单幅图像求取深度的问题转化成了比较成熟的利用两幅散焦程度不同的图像求取物体深度的问题。

2 单幅图像的深度信息计算

散焦测距算法是直接利用图像散焦程度、相机参数以及相机到物体距离的关系来求取物体深度信息的。根据图1, 由相似三角形的知识可以得到参数之间的关系式即式(12), 并且还可得到式(13), 即在相机定标的前提下, 物距 u 由成像面 s 和弥散斑半径 r 确定。因此, 只要确定了成像面 s 和弥散斑半径 r , 物距 u 即可求出。

$$\frac{r}{d} = \frac{s-v}{v} \quad (12)$$

$$u = \frac{f s d}{d s - f d - r f} = \frac{f s}{s - f - r \frac{f}{d}} \quad (13)$$

2.1 散焦成像面 s

在散焦成像面的确定过程中, 通过调整相机系统的光圈获得散焦程度不同的图像, 然后用两幅散焦图像对相机系统进行定标。在散焦成像的过程中, 成像焦距 f 与光圈指数 F 可以在相机中直接读出, 现只需对像距 s 进行定标。

在距相机 u_1 和 u_2 处放置一个平面定标物体, 然后在焦距 f 和光圈指数 F 保持不变的情况下拍摄两幅图像, 分别记为 g_1 和 g_2 。设这两幅图像所对应的相机参数分别为 $\eta_1 = (f_1, F, u_1, s_1)$ 和 $\eta_2 = (f_2, F, u_2, s_2)$ 。

采用图1所示的散焦成像模型, 物体上某一点在成像面上形成的散光斑的半径可以表示为

$$r_i = s_i d \left(\frac{1}{f} - \frac{1}{u} - \frac{1}{s_i} \right) \quad (14)$$

由相机的参数关系可以得到透镜半径 d 与成像焦距 f 及光圈指数 F 之间的关系, 因此可将式(14)变为式(15):

$$r_i = s_i \frac{f_i}{F_i} \left(\frac{1}{f_i} - \frac{1}{u_i} - \frac{1}{s_i} \right) \quad (15)$$

式中, $i = 1, 2$ 。

此时模糊参数为

$$\sigma_i = k r_i = k s_i \frac{f_i}{F_i} \left(\frac{1}{f_i} - \frac{1}{u_i} - \frac{1}{s_i} \right) \quad (16)$$

在拍摄这两幅图像的过程中, 焦距及其对应的像距都没有改变, 只有物距发生了变化, 即 $f_1 = f_2 = f$, $s_1 = s_2 = s$, $F = F$, $u_1 \neq u_2$ 。

利用式(7)、式(8)和式(9)求解出 σ_1 和 σ_2 , 然后将其代入式(16)求解出 s 和 k 。

2.2 利用各向异性热辐射方程动态计算 r 和 u

在扩散过程中, 弥散圆的半径 r 与扩散系数 c 之间的关系为

$$c = \frac{k^2 r^2}{2t} \quad (17)$$

由式(13)、式(4)、式(10)、式(18)和式(17)可以得到两个区域各自的扩散系数 c 与各自的物距 u 之间在各向异性热扩散模型中的关系方程组, 即式(18)。通过求解该方程组即可得到该区域中对应点的深度。另一区域的求解过程与此相同。

$$\begin{cases}
 \frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \nabla \cdot (c(x, y) \nabla I(x, y, t)) & t \in [0, \infty) \\
 I(x, y, 0) = I_1(x, y, u_1) & \forall (x, y) \in A_- \\
 I(x, y, t) = I_1'(x, y, u_2) & \forall (x, y) \in A_+^* \\
 u = \frac{fs}{s-f-r\frac{f}{d}} \\
 c = \frac{k^2 r^2}{2t} \\
 c(x, y) = \frac{1}{2} \cdot \frac{\left(\frac{\sigma_1 \sigma_2}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}} \right)^2}{t} \\
 I_1'((x, y), u_2) = \iint h_{\sigma_1}((x_1', y_1'), (x, y)) r(x, y) dx dy \\
 = \iint \frac{1}{2\pi\sigma_1^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_1^2}} r(x, y) dx dy \\
 I_1((x_1, y_1), u_1) = \iint h_{\sigma_1}((x_1, y_1), (x, y)) r(x, y) dx dy \\
 = \iint \frac{1}{2\pi\sigma_1^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma_1^2}} r(x, y) dx dy \\
 h(x, y) = \frac{1}{2\pi \frac{\sigma_1 \sigma_2}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}}} \exp \left(-\frac{x^2 + y^2}{2 \frac{\sigma_1 \sigma_2}{\sqrt{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}}} \right)
 \end{cases} \quad (18)$$

3 实验结果及分析

为了验证该方法, 我们用 Nikon D90 相机 ($F=4$ mm, 镜头尺寸为 50 mm, 焦距为 75 mm) 在环境较为复杂的条件下拍摄同一物体的两幅散焦图像。图 5 所示为相机定标时获取的图像及

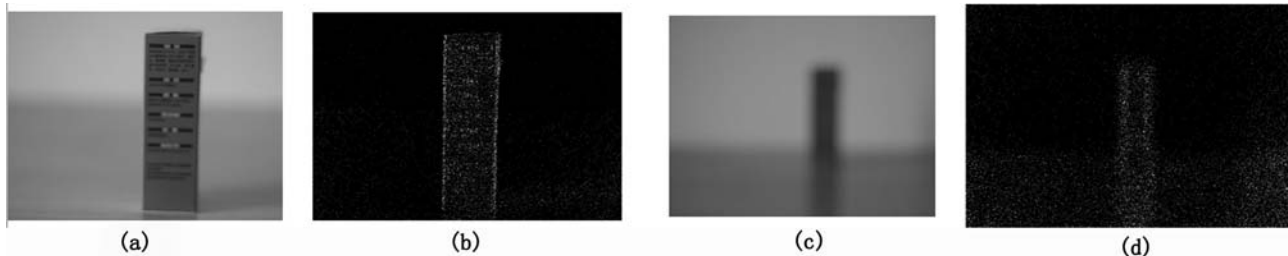


图 5 相机定标时获取的图像及图像检测结果

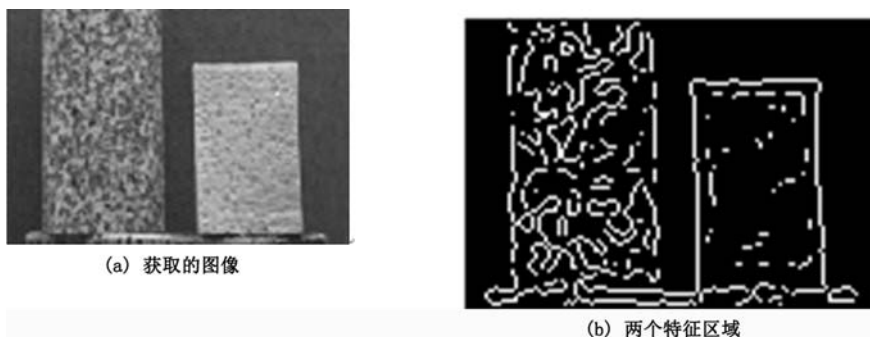


图 6 通过深度计算获取的图像及图像区域检测结果

图像检测结果。其中, 图 5(a) 为物距参数 $u_1 = 52$ cm 时的散焦图像; 图 5(c) 为物距参数 $u_2 = 85$ cm 时的散焦图像; 图 5(b) 和图 5(d) 所示为相应的检测结果。计算物体的模糊参数 $\sigma_1 = 0.1688$ 和 $\sigma_2 = 0.16889$, 分别求解出像距 $s = 0.012027$ m 和相机参数 $k = 3 \times 10^4$ 。

用完成定标的相机获取不同颜色大理石板的散焦图像。其中, 颜色较浅的大理石板的物距为 52 cm, 颜色较深的大理石板的物距为 85 cm。利用两个物体的平均模糊参数 σ_1 和 σ_2 对两个物体区域的图像进行处理。根据 Lagrange 乘子, 用各向异性热扩散方程求取两个区域的散焦参数以及对应区域中的物距。根据各向异性热扩散方程并结合单幅散焦图像的参数, 利用泛函最小乘法估算出两个区域的深度。图 6 所示为通过深度计算获取的图像及图像区域检测结果。图 7 和图 8 所示为利用 Matlab 软件得到的处理结果。表 1 列出了用该方法测得的具体距离与通过调整相机参数获取两幅散焦图像的测量结果之间的比较情况。可以看出, 本文利用单幅图像获取深度的方法与文献 [4] 利用两幅不同的散焦图像获取深度的方法均能达到同样的深度获取精度。

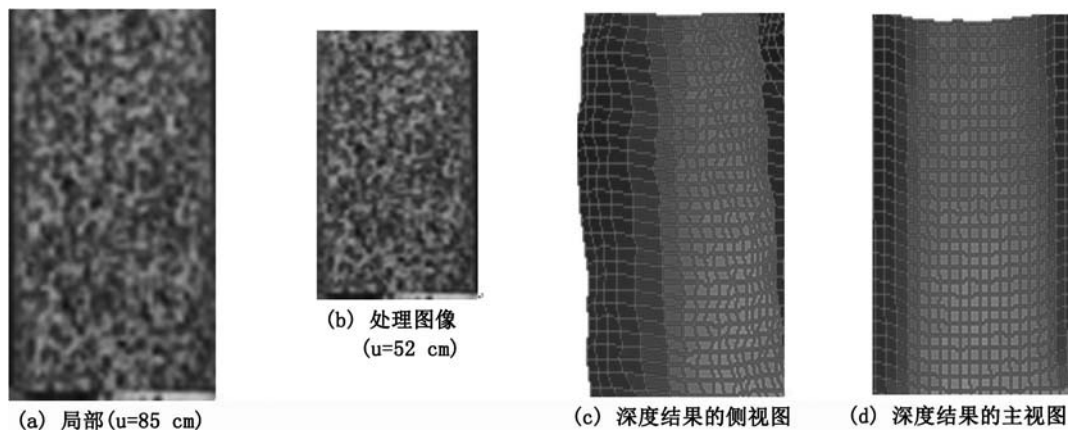


图7 深色大理石区域的处理结果

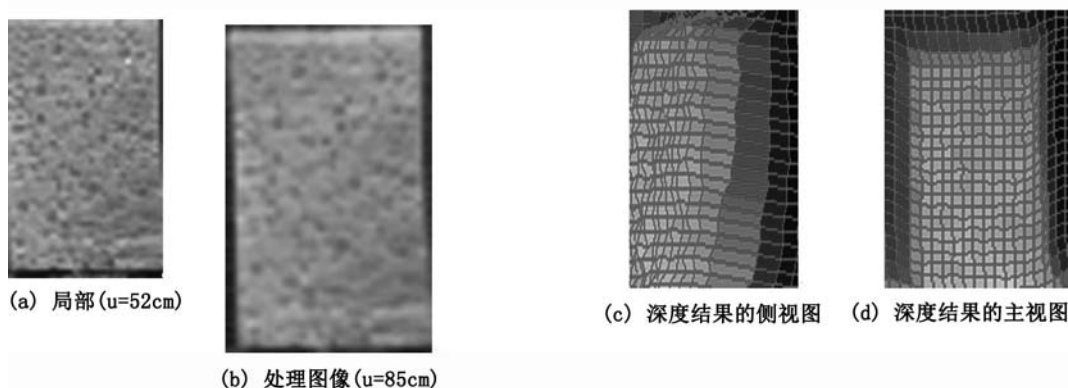


图8 浅色大理石区域的处理结果

表1 相关方法的性能比较

名称	深色大理石的 平均深度值 (cm)	浅色大理石的 平均深度值 (cm)
本文方法	84.857	51.896
文献 [4] 方法	84.858	51.899

4 结束语

本文根据光学透镜成像原理, 分析得出单幅散焦图像成像过程中点扩散函数不仅与物体的物距有关, 而且还与其大小有关。通过图像检测, 利用单幅散焦图像中的点扩散函数将单幅散焦图像测距问题转换成了两幅散焦图像的深度计算问题。用各向异性热扩散方程对散焦图像的散焦信息进行了描述。通过求解各向异性热扩散方程, 由图像的尺度空间特性将问题进一步转化成了边界值求解问题。利用将单幅图像转换为指定区域的两幅图像的边界条件, 可

以由单幅散焦图像计算出物体深度。将该方法的测量结果与成熟的两幅散焦图像测量方法的结果进行了比较, 发现两者的精度差距极小。本文方法在测量前已经确定了相机的相关参数及成像面, 在成像过程中无需对相机进行调节。这样不仅能够扩展单目视觉测量的应用范围, 同时也能对双目视觉测量系统起到冗余作用, 因而可保证视觉测量系统在特殊应用场合的可靠性。

参考文献

- [1] Pentland A P. A New Sense for Depth of Field [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 1987, 9(4): 523-531.
- [2] Subbarao M, Natarajan G. Depth Recovery from Blurred Edges [C]. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1988: 498-503.
- [3] Chaudhuri S, Rajagopalan A. Depth from Defocus: A Real Aperture Imaging Approach [M]. Berlin: Springer Verlag, 1999.

- [4] Rajagopalan A N, Chaudhuri S. Optimal Selection of Camera Parameters for Recovery of Depth from Defocused Images [C]. *Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1997: 219–224.
- [5] Soatto S, Favaro P. A Geometric Approach to Blind Deconvolution with Application to Shape from Defocus [C]. *Proceedings of the Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2000: 10–17.
- [6] Favaro P, Soatto S. Shape and Radiance Estimation from the Information Divergence of Blurred Images [C]. *Proceedings of the 6th European Conference on Computer Vision*, 2000: 755–768.
- [7] Surya, G, Subbarao M. Depth from Defocus by Changing Camera Aperture: a Spatial Domain Approach [C]. *Proceedings of IEEE Conference in Computer Vision and Pattern Recognition*, 1993: 61–67.
- [8] Subbarao M, Choi T, Nikzad A. Focusing Techniques [J]. *Journal of Optical Engineering*, 1993, **32**(11): 2824–2836.
- [9] Surya G. Three Dimensional Scene Recovery from Image Defocus [M]. New York: Stony Brook, 1994.
- [10] Widder D V. The Heat Equation [M]. London: Academic Press Inc, 1975.
- [11] Witkin A P. Scale-Space Filtering [C]. *Proceedings of the International Joint Conference on Artificial Intelligence*, 1983: 1019–1021.
- [12] Hummel R A. Representations Based on Zero-crossing in Scale-space [C]. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1986: 204–209.
- [13] Perona P, Malik J. Scale Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion [J]. *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, 1990, **12**(7): 629–639.
- [14] Favaro P, Mennucci A, Soatto S. Observing Shape from Defocused Images [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2003, **52**(1): 25–43.
- [15] Lai S, Fu C, Chang S. A Generalized Depth Estimation Algorithm with a Single Image Pattern Analysis and Machine Intelligence [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 1992, **14**(4): 405–411.

(上接第 15 页)

- [14] Starck J L, Candès E J, Donoho D L. The Curvelet Transform for Image Denoising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, **11**(6): 670–684.
- [15] Candès E J, Demanet L, Donoho D L, Ying L. Fast Discrete Curvelet Transforms [J]. *Multiscale Modeling & Simulation*, 2005, **5**(3): 861–899.
- [16] Do M N, Vetterli M, Contourlets G V, et al. Beyond Wavelets [M]. New York, Academic Press, 2003.
- [17] Do M N, Vetterli M. The Contourlet Transform: An Efficient Directional Multi-resolution Image Representation [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2005, **14**(12): 2091–2106.
- [18] Cunha A L, Zhou J, Do M N. The Nonsub-sampled Contourlet Transform: Theory, Design, and Applications [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2006, **15**(10): 3089–3101.
- [19] Choi M, Kim R Y, Nam M R, Kim H O. Fusion of Multispectral and Panchromatic Satellite Images Using the Curvelet Transform [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2005, **2**(2): 136–140.
- [20] Qu Xiaobo, Yan Jingwen, Xie Guofu, et al. A Novel Image Fusion Algorithm Based on Bandelet Transform [J]. *Chinese Optics Letters*, 2007, **5**(10): 569–572.
- [21] 贾建, 焦李成, 孙强. 基于非下采样 Contourlet 变换的多传感器图像融合 [J]. *电子学报*, 2007, **35**(10): 1934–1938.
- [22] Qu G, Zhang D, Yan P. Medical Image Fusion by Wavelet Transform Modulus Maxima. [J]. *Opt. Express*, 2001, **9**(4): 184–190.
- [23] Qu G, Zhang D, Yan P. Information Measure for Performance of Image Fusion [J]. *Electronics Letters*, 2002, **38**(7): 313–315.
- [24] Xydeas C S, Petrovic V. Objective Image Fusion Performance Measure [J]. *Electronics Letters*, 2000, **36**(4): 308–309.
- [25] Xydeas C S, Petrovic V S. Objective Pixel-level Image Fusion Performance Measure [C]. *SPIE*, 2000, 4051: 89–98.