

中图法分类号: TP274 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2010)12-1811-07

论文索引信息: 魏阳杰, 董再励, 吴成东. 摄像机参数固定的全局离焦深度恢复 [J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(12): 1811-1817

摄像机参数固定的全局离焦深度恢复

魏阳杰^{1),2)}, 董再励¹⁾, 吴成东³⁾

¹⁾ (中国科学院沈阳自动化研究所机器人学国家重点实验室, 沈阳 110016)

²⁾ (中国科学院研究生院, 北京 100039) ³⁾ (东北大学信息科学与工程学院, 沈阳 110004)

摘要: 利用2维离焦图像恢复景物的3维深度信息是计算机视觉中一个重要的研究方向。但是,在获取不同程度的离焦图像时,必须改变摄像机参数,例如,调节摄像机的焦距、像距或者光圈大小等。而在一些需要高倍放大观测的场合,使用的高倍精密摄像机的景深非常小,任何摄像机参数的改变都会对摄像机产生破坏性的后果,这在很大程度上限制了当前许多离焦深度恢复算法的应用范围。因此,提出了一种新的通过物距变化恢复景物全局深度信息的方法。首先,改变景物的物距获取两幅离焦程度不同的图像,然后,利用相对模糊度及热辐射方程建立模糊成像模型,最后,将景物深度信息的计算转化成动态优化问题并求解,获得全局景物深度信息。该方法不需改变任何摄像机参数或者计算景物的清晰图像,操作简单。仿真试验和误差分析结果表明,该方法可以实现高精度的深度信息恢复,适合应用于微纳米操作、高精度快速检测等对摄像机参数改变较为敏感场合。

关键词: 离焦深度恢复; 热辐射方程; 3D重建算法

Global depth from defocus with fixed camera parameters

WEI Yangjie^{1),2)}, DONG Zaili¹⁾, WU Chengdong³⁾

¹⁾ (State Key Laboratory of Robotics, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016)

²⁾ (Graduate University, CAS, Beijing 100039) ³⁾ (School of Information Science & Engineering, Northeast University, Shenyang 110004)

Abstract: Reconstructing 3D depth information from 2D defocus images is one of the top important research topics in computer vision. However, existing methods need to change the camera parameters, such as the focal length of the lens, the distance of the focused image from the lens plane and the radius of the lens, to attain the defocus images of different blurring degree. Unfortunately, in some cases with high level of magnification cameras, any change of any parameter will destroy the cameras drastically, so the application field of many existent algorithms is strictly restricted. Therefore, in this paper, a novel Depth from Defocus (DFD) method is proposed to solve this problem. First, two different blurred images are captured through changing depth. Second, the relation between depth and blurring is discussed based on the blurred imaging model obtained from the concept of relative blurring and the diffusion equation. Finally, the depth reconstruction is completed by solving an optimization problem. This proposed algorithm which does not need change any camera parameters or compute the focus image is easy to be realized. What's more, the results of simulations and error analysis show that this method can reconstruct depth information with high precision and can be used in micro/nano manipulation and fast detection which are sensitive to camera parameters.

Keywords: depth from defocus; diffusion equation; 3D reconstruction

基金项目: 国家自然科学基金重点项目(60635040);中国科学院、国家外国专家局创新团队国际合作伙伴计划项目。

收稿日期: 2009-06-02; **改回日期:** 2009-09-09

第一作者简介: 魏阳杰(1978—),女。2005年在中科院沈阳自动化所获硕士学位。现为沈阳自动化所的模式识别与智能系统专业博士研究生。主要研究方向:微纳米观测、图像处理。E-mail: weiyangjie@sia.cn。

0 引言

离焦深度恢复(DFD)最早由 Pentland^[1]提出,是一种利用景深有限的区域图像的离焦程度来恢复深度信息的方法^[2-4]。离焦程度与摄像机内部参数以及景物深度信息之间具有固定的映射关系。因此,在摄像机参数已知的前提下,如果能得到图像的离焦程度,则可以根据该映射关系计算景物的深度信息。因为所需图像少、克服了图像间的匹配与遮挡、不存在特性相关以及可以应用在空间域和频率域等优势^[5-6],近年来,离焦深度恢复引起了广泛关注。

在离焦深度恢复中,计算每个像素点的离焦程度是深度恢复的基础。但是,离焦引起的模糊化不是一个点特征,而是一个区域特征。所以,通常计算离焦程度时,需要在待计算的像素点附近定义一个小窗口,并假设窗口内的深度一致,这样该点的离焦程度值可以用整个窗口的离焦程度来代替^[1,7]。尽管这种局部算法简化了深度恢复过程,但是窗口的大小对计算结果有很大的影响:窗口大,可以降低噪声的影响,却很难保证窗口内的深度一致,相反,噪声的影响则不可避免。因此,局部算法常常给深度恢复结果带来边缘效应^[8-9]。

为了消除边缘效应,研究人员试图用一种全局算法来恢复景物深度。但是,没有清晰图像作参考,全局离焦深度恢复是在景物的清晰图像和景物深度都未知的情况下进行的。这时,最直接的做法是同时建立景物深度和清晰图像两个模型,在深度恢复的同时重建清晰图像^[8,10-11],然而,这种算法的计算量惊人。而有的算法需要简化成像模型,例如,假设景物中包含一个阶越边缘,也就是清晰图像中存在不连续^[12]。还有的方法是假设清晰图像可以用一个3次式来逼近^[13],或者可以使用结构光来控制^[14],但是,这些方法的应用范围非常有限。

更重要的是,现有的离焦深度恢复算法无一例外的都需要通过改变像距等摄像机参数的方式获得多幅不同的离焦图像,进而进行深度信息计算。而在一些特殊的应用场合,改变摄像机的参数非常不方便,甚至是不允许的。如在微纳米操作中,在观测用显微镜调试完毕后是不允许对其中的任何参数以任何的形式改变的,这给离焦深度恢复方法带来了巨大的困难。

在文献[15]的基础上,提出了一种基于热辐射的全局离焦深度信息恢复方法。该方法不需要获取景物的清晰图像,这在一定程度上减轻了算法的计算负担;同时,这种全局深度恢复方法不存在边缘效应,而且不需要改变任何摄像机参数,因此可以在一些高分辨率观测环境中使用。

1 模糊成像模型问题描述

1.1 模糊成像原理

摄像机成像中,当物距 s 、像距 v 、焦距 f 之间满足高斯成像公式(式(1))时,所成的像是清晰的,如图1所示。

$$\frac{1}{s} + \frac{1}{v} = \frac{1}{f} \quad (1)$$

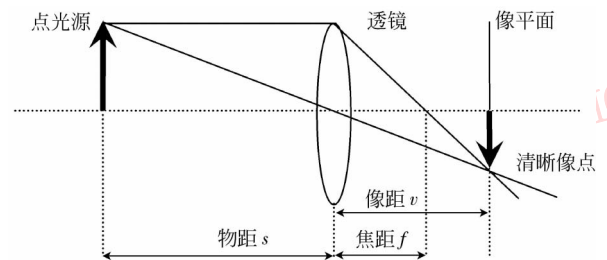


图1 光学成像基本原理

Fig. 1 The standard theory of optical imaging

如果改变式(1)中的任何参数,那么清晰像点就会变成一个圆斑,即图像模糊。根据点扩散原理,每个像点的强度 h 在像平面上的分布可以由2维高斯函数来近似,即

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

式中, x 和 y 表示像点在像平面的横、纵坐标, σ 为模糊扩散参量,即模糊程度值,而一幅模糊图像可以看成无穷多个模糊圆斑的叠加,因此,图像的模糊化可以表示成如下的卷积形式

$$\mathbf{G}(x, y) = \mathbf{I}(x, y) * h(x, y) \quad (3)$$

式中, $\mathbf{G}(x, y)$ 为模糊图像, $\mathbf{I}(x, y)$ 为清晰图像, $h(x, y)$ 为高斯点扩散函数,模糊圆斑半径 θ 可表示成

$$\theta = \frac{Dv}{2} \left| \frac{1}{f} - \frac{1}{v} - \frac{1}{s} \right| \quad (4)$$

式中, s 为景物深度信息,即物距, D 为凸透镜半径, v, f 分别为像距和焦距。

1.2 热辐射方程表示的模糊成像模型

当点扩散函数不随位置变化时,即

$$h(\sqrt{x^2 + y^2}) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

式(3)可以表示成标准的各向同性热辐射方程形式

$$\begin{cases} \dot{u}(x, y, t) = \rho \Delta u(x, y, t) & \rho \in [0, \infty), t \in (0, \infty) \\ u(x, y, 0) = r(x, y) \end{cases} \quad (6)$$

这是因为,如果辐射方程的初值 $r(x, y)$ 是一幅清晰图像,那么热辐射方程的解 $u(x, y, t)$ 是通过把 $r(x, y)$ 卷积一个随时间变化的高斯核获得,这个卷积过程与图像的模糊化过程完全一致。式中 ρ 是辐射率; $\dot{u} = \partial u / \partial t$,

$$\Delta u = \partial^2 u(x, y, t) / \partial x^2 + \partial^2 u(x, y, t) / \partial y^2 \quad (7)$$

如果成像物体表面是一个理想平面,那么 ρ 是常数,否则 ρ 是一个随坐标变化的函数。模糊扩散参量 σ 是一个随时间变化的函数,且

$$\sigma^2 = 2t\rho \quad (8)$$

当物体表面是曲面时,热辐射方程可表示为

$$\begin{cases} \dot{u}(x, y, t) = \nabla \cdot (\rho(x, y) \nabla u(x, y, t)) & t \in (0, \infty) \\ u(x, y, 0) = r(x, y) \end{cases} \quad (9)$$

式中,

$$\begin{aligned} \nabla &= \mathbf{I} \partial / \partial x + \partial / \partial y \mathbf{I}^T \\ \nabla \cdot &= \partial / \partial x + \partial / \partial y \end{aligned} \quad (10)$$

2 相对模糊

建立上述热辐射方程时,需要已知 $r(x, y)$, 即清晰图像或辐射图像。但是,许多情况下,利用离焦图像求取清晰图像是一个复杂的图像复原过程,需要根据已知情况建立复原模型,而且精度也很低。所以, Favaro^[10] 提出了相对模糊的概念。假设同一个景物在不同条件下的两幅离焦图像 $G_1(x, y)$ 和 $G_2(x, y)$, 模糊程度参数分别为 σ_1, σ_2 , 并且 $\sigma_1 < \sigma_2$ (在每个像素点, G_1 比 G_2 模糊), 这时 G_2 可以表示成

$$\begin{aligned} G_2(x, y) &= \iint \frac{1}{2\pi\sigma_2^2} \exp\left(-\frac{(x-u)^2 + (y-v)^2}{2\sigma_2^2}\right) \times \\ & r(u, v) dudv = \\ & \iint \frac{1}{2\pi(\sigma_2^2 - \sigma_1^2)} \exp\left(-\frac{(x-u)^2 + (y-v)^2}{2(\sigma_2^2 - \sigma_1^2)}\right) dudv \times \\ & \iint \frac{1}{2\pi\sigma_1^2} \exp\left(-\frac{(u-\tilde{x})^2 + (v-\tilde{y})^2}{2\sigma_1^2}\right) r(\tilde{x}, \tilde{y}) d\tilde{x}d\tilde{y} = \end{aligned}$$

$$\iint \frac{1}{2\pi\Delta\sigma^2} \exp\left(-\frac{(x-u)^2 + (y-v)^2}{2\Delta\sigma^2}\right) G_1(u, v) dudv \quad (11)$$

式中, $\Delta\sigma^2 \triangleq \sigma_2^2 - \sigma_1^2$, 称为 G_1 和 G_2 之间的相对模糊度。这时 G_2 是式(6)的解, 且初始值是 $G_1(x, y)$, 而不是 $r(x, y)$ 。因此, 式(6)可以表示成

$$\begin{cases} \dot{u}(x, y, t) = \rho \Delta u(x, y, t) & \rho \in [0, \infty), t \in (0, \infty) \\ u(x, y, t_1) = G_1(x, y) \end{cases} \quad (12)$$

如果 $t_1 = 0$, 那么

$$\begin{cases} \dot{u}(x, y, t) = \rho \Delta u(x, y, t) & \rho \in [0, \infty), t \in (0, \infty) \\ u(x, y, 0) = G_1(x, y) \end{cases} \quad (13)$$

同理, 式(9)可以表示为

$$\begin{cases} \dot{u}(x, y, t) = \nabla \cdot (\rho(x, y) \nabla u(x, y, t)) & t \in (0, \infty) \\ u(x, y, 0) = G_1(x, y) \end{cases} \quad (14)$$

在 Δt 时刻, $u(x, y, \Delta t) = G_2(x, y)$, Δt 可被定义成

$$\Delta\sigma^2 = 2(t_2 - t_1) \doteq 2\Delta t\rho \quad (15)$$

而相对模糊与图像深度信息的关系为

$$\Delta\sigma^2 = \gamma^2(\theta_2^2 - \theta_1^2) \quad (16)$$

式中, γ 是模糊圆半径与模糊度之间的常数, 模糊半径 $\theta_i (i = 1, 2)$ 是一个与景物深度有关的函数。

3 全局离焦深度恢复

一般的离焦深度恢复方法需要获得不同摄像机参数下至少两幅离焦图像, 提出了一种不改变摄像机参数, 而是改变摄像机与景物之间的距离来获取景物深度的方法。

3.1 物距变化未知时的深度恢复算法

假设: 已知物距变化前后两幅离焦图像 $G_1(x, y)$ 、 $G_2(x, y)$ 以及物距变化前景物的深度 $s_1(x, y)$ 。但是, 物距的具体变化值 $\Delta s(x, y)$ 是未知的。将介绍根据变化前后两幅图像的离焦信息, 求解变化后图像的深度信息 $s_2(x, y)$, 图 2 为原理示意图。

首先, 建立如下热辐射方程组

$$\begin{cases} \dot{u}(x, y, t) = \nabla \cdot (\rho(x, y) \nabla u(x, y, t)) & t \in (0, \infty) \\ u(x, y, 0) = G_1(x, y) \\ u(x, y, \Delta t) = G_2(x, y) \end{cases} \quad (17)$$

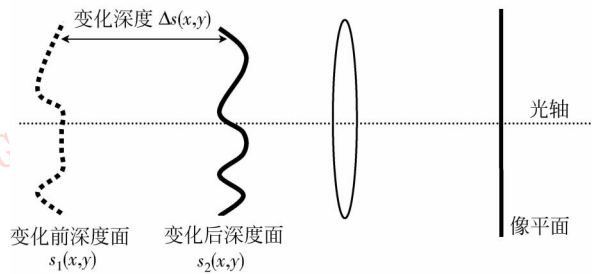


图 2 深度恢复原理图

Fig. 2 The theory of depth reconstruction

由式(4)(16), 相对模糊度可以表示为

$$\Delta\sigma^2(x,y) = \gamma^2(\theta_2^2(x,y) - \theta_1^2(x,y)) = \frac{\gamma^2 D^2 v^2}{4} \left[\left(\frac{1}{f} - \frac{1}{v} - \frac{1}{s_2(x,y)} \right)^2 - \left(\frac{1}{f} - \frac{1}{v} - \frac{1}{s_1(x,y)} \right)^2 \right] \quad (18)$$

由式(15), 辐射系数可以表示为

$$\rho(x,y) = \frac{\gamma^2 D^2 v^2}{8\Delta t} \left[\left(\frac{1}{f} - \frac{1}{v} - \frac{1}{s_2(x,y)} \right)^2 - \left(\frac{1}{f} - \frac{1}{v} - \frac{1}{s_1(x,y)} \right)^2 \right] \quad (19)$$

则变化后的深度信息为

$$s_2(x,y) = 1 / \left\{ \frac{1}{f} - \frac{1}{v} \pm \sqrt{\left[\left(\frac{1}{v} - \frac{1}{f} \right)^2 - \left(\frac{2}{fs_1(x,y)} - \frac{1}{s_1^2(x,y)} - \frac{2}{vs_1(x,y)} - \frac{8\Delta t\rho(x,y)}{\gamma^2 D^2 v^2} \right) \right]} \right\} \quad (20)$$

可见, 求解 s_2 需要已知热传导时间 Δt 。而根据式(17), 求解 Δt 的过程是一个偏微分方程的两点边值问题, 很难求解。拟利用如下的优化问题代替偏微分方程的求解过程

$$\tilde{s} = \operatorname{argmin}_{s_2(x,y)} \iint (u(x,y,\Delta t) - G_2(x,y))^2 dx dy \quad (21)$$

s. t. Eq. (17), Eq. (20)

但是, 上述优化问题通常是无解的, 即使存在解, 也会对噪声敏感。一般通过规格化来解决, 例如, 在式(21)中增加一个 Tikhonov 惩罚项, 即

$$\tilde{s} = \operatorname{argmin}_{s_2(x,y)} \iint (u(x,y,\Delta t) - G_2(x,y))^2 dx dy + \eta \|\nabla s_2(x,y)\|^2 + \eta\lambda \|s_2(x,y)\|^2 \quad (22)$$

新增项通过 η 规格化为深度信息增加了一个光滑约束, 保证深度有界。实际中, $\eta > 0, \lambda > 0$, 但

是非常小, 这是为了尽量少增加能量损失值。损失的能量为

$$F(s) = \iint (u(x,y,\Delta t) - G_2(x,y))^2 dx dy + \eta \|\nabla s\|^2 + \eta\lambda \|s\|^2 \quad (23)$$

则求解深度信息等价于求解如下的优化问题

$$\tilde{s} = \operatorname{argmin}_s F(s) \quad (24)$$

s. t. Eq. (17), Eq. (20)

这样一个动态优化问题可以利用梯度流的方法求解(参见文献[10]):

- 1) 给定摄像机参数 f, D, γ, v ; 两幅模糊图像 G_1, G_2 ; 能量阈值 $\varepsilon; \eta$ 以及优化步长 β ;
- 2) 初始化深度信息;
- 3) 求解式(18)(19);
- 4) 求解式(17);
- 5) 使用上一步的解 $u(x,y,\Delta t)$, 计算能量(式(23)), 如果能量小于阈值 ε , 停止, 此时的深度即为所求; 否则, 以 β 为步长, 求解

$$\partial s / \partial t = -F'(s) \quad (25)$$

计算式(20), 更新深度, 回到步骤3), 迭代。

这种算法可以应用到摄像机固定时, 通过动态观察深度变化前后的景物图像, 计算景物的深度变化信息, 从而得到景物的动态变化过程, 建立景物的动力学或运动学模型。

3.2 物距变化已知时的深度恢复算法

假设: 已知物距变化前后两幅离焦图像 $G_1(x,y), G_2(x,y)$ 以及物距变化值 $\Delta s(x,y)$ 。这里将介绍如何通过变化前后两幅图像的离焦信息, 求解图像的初始深度信息 $s_1(x,y)$, 同样图2为原理示意图。

首先, 建立与式(17)相同的方程组。假设 s_0 为成清晰图像时的物距, 则有

$$\frac{1}{f} - \frac{1}{v} = \frac{1}{s_0} \quad (26)$$

根据假设,

$$s_1(x,y) - s_2(x,y) = \Delta s(x,y) \quad (27)$$

式中, $s_2(x,y)$ 为变化后的深度。

模糊半径 θ 可表示为

$$\theta = \frac{Dv}{2} \left| \frac{1}{f} - \frac{1}{v} - \frac{1}{s} \right| = \frac{Dv}{2} \left| \frac{ds}{s_0(s_0 + ds)} \right| \quad (28)$$

式中, $ds \triangleq |s - s_0|$ 。根据式(16),可得

$$\frac{-2\Delta s \cdot s_1^2 + (2\Delta s^2 - 2\Delta s \cdot s_0) \cdot s_1 + 2\Delta s^2 \cdot s_0}{s_0 \cdot s_1^4 - 2\Delta s \cdot s_0 \cdot s_1^3 + s_0 \cdot \Delta s^2 \cdot s_1^2} = \frac{4\Delta\sigma^2}{\gamma^2 D^2 v^2} \quad (29)$$

上式可简化为四次方程形式

$$as^4 + bs^3 + cs^2 + ds + e = 0 \quad (30)$$

式中, $a = \frac{4\Delta\sigma^2}{\gamma^2 D^2 v^2} s_0$

$$b = -\frac{8\Delta\sigma^2}{\gamma^2 D^2 v^2} s_0 \cdot \Delta s$$

$$c = \frac{4\Delta\sigma^2}{\gamma^2 D^2 v^2} s_0 \cdot \Delta s^2 + 2\Delta s$$

$$d = 2\Delta s (s_0 - \Delta s)$$

$$e = -\Delta s^2 \cdot s_0$$

求解过程大致如下:

1) 系数 a 归一化, 即

$$a = 1, b = b/a, c = c/a, d = d/a, e = e/a$$

2) 四次方程降阶为三次方程:

$$y^3 + ky^2 + my + n = 0 \quad (31)$$

式中, $k = -c, m = bd - 4e, n = -d^2 - b^2e + 4ce$
解式(31), 得

$$y = \sqrt[3]{-\frac{2k^3}{27} - \frac{km}{3} + n} - l + \sqrt[3]{-\frac{2k^3}{27} - \frac{km}{3} + n} + l + \frac{c}{3} \quad (32)$$

这里, $l = \sqrt{\left| \frac{\left(\frac{2k^3}{27} - \frac{km}{3} + n\right)^2}{4} + \left(\frac{-k^2}{3} + m\right)^3 \right|}$

3) 计算深度

$$\begin{cases} s = \frac{-\left(\frac{1}{2}b + \bar{s}\right) \pm \sqrt{\left(\frac{1}{2}b + \bar{s}\right)^2 - 4\left(\frac{1}{2}y + \hat{s}\right)}}{2} \\ s = \frac{-\left(\frac{1}{2}b - \bar{s}\right) \pm \sqrt{\left(\frac{1}{2}b - \bar{s}\right)^2 - 4\left(\frac{1}{2}y - \hat{s}\right)}}{2} \end{cases} \quad (33)$$

式中, $\bar{s} = \sqrt{\left| \frac{1}{4}b^2 - c + y \right|}; \hat{s} = \sqrt{\left| \frac{1}{4}y^2 - e \right|}$

4 个根代表着不同的物理意义, 可根据实际情况选择。优化过程与 3.1 节相似。这种算法可能应

用摄像机固定, 手动改变景物深度, 并观察变化前后的两幅图像, 计算景物的初始深度信息。

4 仿真实验结果

为了测试算法的精度, 使用合成图像分别对第 3 节中的两种情况进行了仿真实验, 其中摄像机的焦距 $f = 12 \text{ mm}$, 像距 $v = 12.2 \text{ mm}$, 理想物距 $s_0 = 850 \text{ mm}$, 光圈大小为 2, 凸透镜半径 $D = f/2, \gamma = 0.002$ 。实验中分别合成了余弦曲面和斜面, 并且为了验证图像亮度对算法的影响, 在每个合成的图像垂直方向加入了 3 种不同的亮度水平。

4.1 物距变化未知时的深度恢复仿真实验

本节针对已知景物深度变化前后的两幅离焦图像和变化前景物的深度信息, 求解变化后景物深度信息的情况进行仿真实验。图 3—图 5 为使用余弦曲面的实验结果。

由图 3 可见, 物距变化后的图像明显比变化前的图像模糊, 可以判断物距是沿着偏离理想物距的方向改变的。图 4 为将深度信息映射到亮度值 0 ~ 255 之间所成的像。图 5 为恢复后的深度信息 3 维

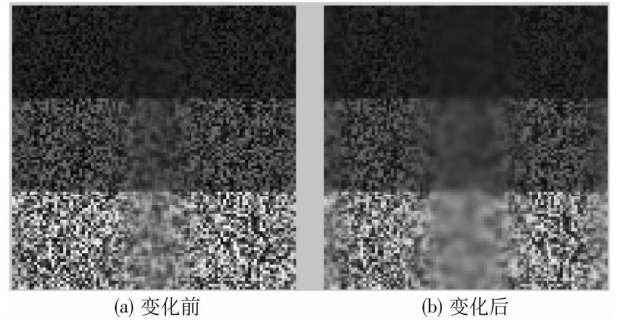


图 3 深度变化前后的离焦图像

Fig. 3 The defocused images

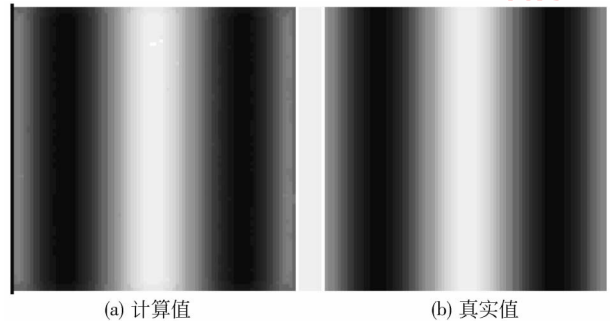


图 4 恢复后的深度灰度图

Fig. 4 The depth maps of gray

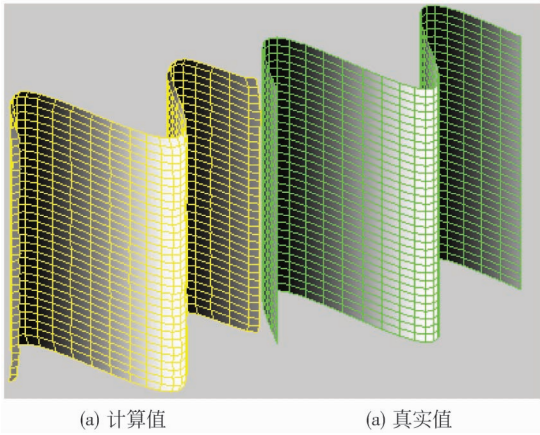


图 5 深度恢复曲面
Fig. 5 The depth maps of curve

重建图。从图 4、图 5 中可以看出,本文算法恢复的深度与真实深度非常接近。而且,在垂直方向上并没有因为亮度水平的不同,而对计算结果产生影响,可见该算法对图像的亮度水平具有一定的鲁棒性。

为了更加直观地验证算法的精度,实验中还给出了真实深度值 s 与估计深度 \hat{s} 之间的相对误差曲面 Φ ,实验结果如图 6 所示,计算公式为

$$\phi = \hat{s}/s - 1 \quad (34)$$

并且计算了误差的均方差

$$\varphi = \sqrt{E[(\hat{s}/s - 1)^2]} \quad (35)$$

由图 6 可见,在物距变化未知时,本文的深度恢复算法的计算结果精度非常高,最大的误差小于 0.4%,而整幅图像的误差均方差 φ 值只有 0.008 8,满足高精度的需求。

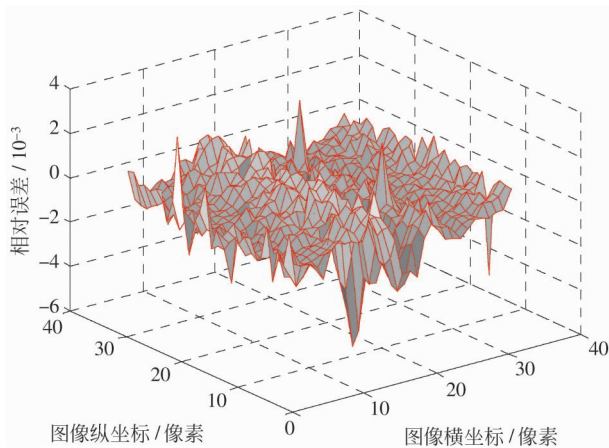


图 6 误差曲面
Fig. 6 The error depth map of curve

4.2 物距变化已知时的深度恢复仿真实验

这里针对已知景物深度变化前后的离焦图像和深度变化信息,求解变化前深度信息的情况进行实验验证,图 7—图 10 为波浪曲面的实验结果。

图 9 为深度信息 3 维重建图。图 10 为误差曲面,最大的误差小于 0.3%,整幅图像的误差均方差 φ 值为 0.002 5。由此可见,在物距变化已知时,本文算法能够高精度地恢复物距变化前景物的深度信息。

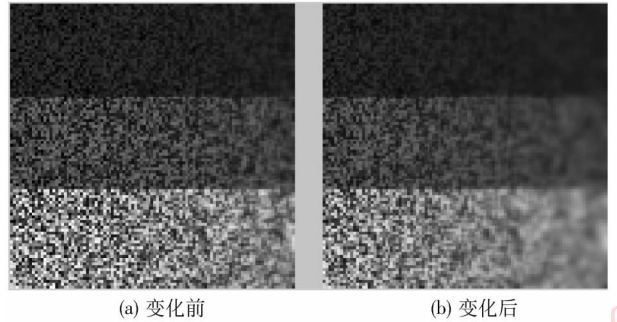


图 7 深度变化前后的离焦图像
Fig. 7 The defocused images

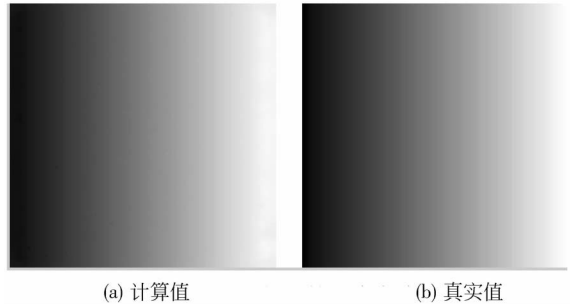


图 8 恢复后的深度灰度图
Fig. 8 The depth maps of gray

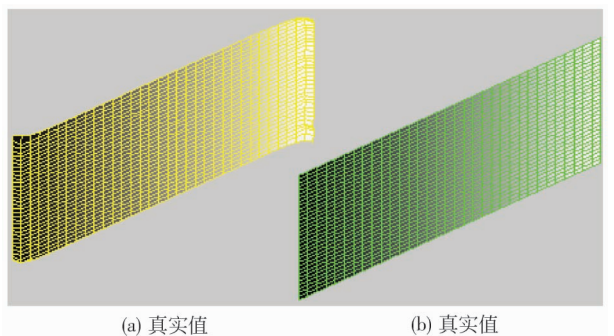


图 9 深度恢复曲面
Fig. 9 The depth maps of curve

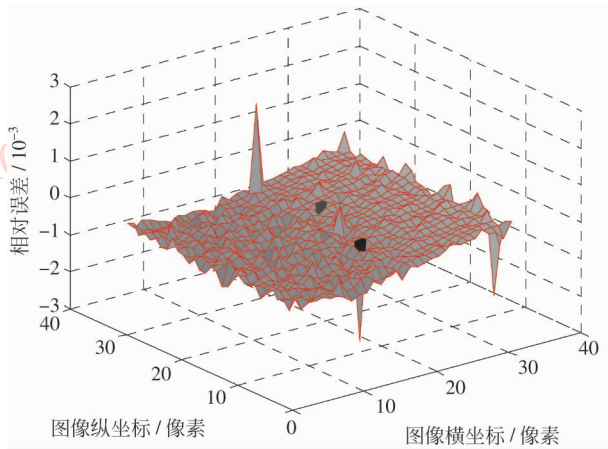


图 10 误差曲面

Fig. 10 The error depth map of curve

5 结 论

在一些特殊应用场合,如需要高放大倍数观测时,在不改变摄像机参数的情形下,利用离焦图像得到景物的深度信息是计算机视觉的一项重要任务,而现有的深度信息恢复方法很难实现。因此,提出了一种可以通过改变物距得到景物深度信息的方法。该方法通过热辐射及相对模糊建立模糊成像模型,然后将深度信息恢复问题转换成一个动态优化问题,并通过求解该优化问题获得所需要的深度信息。本方法适合应用于微纳米操作、高精度快速检测等对摄像机参数改变较为敏感的场所。最后,仿真试验表明了本方法的有效性和可行性。

志 谢

本文的部分仿真图像由 Paolo Favaro 提供,在此,作者深表谢意。

参考文献 (References)

[1] Pentland A P. A new sense for depth of field [J]. IEEE Transactions on Pattern and Machine Intelligence, 1987, 9(4): 523-531.

- [2] Girod B, Scherock S. Depth from defocus of structured light [C] // Proceedings of SPIE Conference on Optics, and Image Sensing for Machine Vision, Bellingham WA: SPIE, 1989: 209-215.
- [3] Pentland A P, Scherock S, Darrell T, et al. Simple range cameras based on focus error [J]. Journal of the Optical Society of America A, 1994, 11(11): 2925-2934.
- [4] Nayar S K, Watanabe M, Noguchi M. Real-time focus range sensor [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(12): 1186-1198.
- [5] Gokstorp M. Computing depth from out-of-focus blur using a local frequency representation [C] // Proceedings of International Conference on Pattern Recognition, Los Alamitos, California: IEEE Computer Society Press, 1994: 153-158.
- [6] Subbarao M, Surya G. Depth from defocus: A spatial domain approach [J]. International Journal of Computer Vision, 1994, 13(3): 271-294.
- [7] Vinay P N, Subhasis C. On defocus, diffusion and depth estimation [J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(3): 311-319.
- [8] Ens J, Lawrence P. An investigation of methods for determining depth from focus [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(2): 97-108.
- [9] Nair N, Stewart C. Robust focus ranging [C] // Proceedings of IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, Los Alamitos, California: IEEE Computer Society Press, 1992: 309-314.
- [10] Paolo F, Mennucci A, Soatto S. Observing shape from defocused images [J]. International Journal of Computer Vision, 2003, 52(1): 25-43.
- [11] Paolo F, Mennucci A. Learning shape from defocus [C] // Proceedings of European Conference on Computer Vision. Heidelberg: Springer-Verlag, 2002: 735-745.
- [12] Asada N, Fujiwara H, Matsuyama T. Edges and depth from focus [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 26(2): 153-163.
- [13] Subbarao M, Surya G. Depth from defocus: a spatial domain approach [J]. International Journal of Computer Vision, 1994, 13(3): 271-294.
- [14] Nayar S K, Watanabe S, Noguchi M. Real-time focus range sensor [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(2): 1186-1198.
- [15] Paolo F, Martin B, Stankey J O. Shape from defocus via diffusion [J]. IEEE Transactions of Pattern Recognition and Machine Intelligence, 2008, 30(3): 518-531.