

基于空域与频域结合的聚焦形貌恢复

甘勇 朱明凯 文龙 王昭太

Shape from focus based on combination of spatial and frequency domains

GAN Yong, ZHU Mingkai, WEN Long, WANG Zhaotai

引用本文:

甘勇, 朱明凯, 文龙, 等. 基于空域与频域结合的聚焦形貌恢复[J]. 应用光学, 2026, 47(1): 130–138. DOI: 10.5768/JAO202647.0102004

GAN Yong, ZHU Mingkai, WEN Long, et al. Shape from focus based on combination of spatial and frequency domains[J]. Journal of Applied Optics, 2026, 47(1): 130–138. DOI: 10.5768/JAO202647.0102004

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.5768/JAO202647.0102004>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于小波变换的全息图压缩编码比较研究

Comparison of hologram compression coding based on wavelet transform

应用光学. 2024, 45(1): 99–106 <https://doi.org/10.5768/JAO202445.0102004>

基于频域变换的MEMS声学薄膜缺陷检测算法

Defect detection algorithm of MEMS acoustic film based on frequency domain transformation

应用光学. 2021, 42(6): 1086–1091 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0603005>

基于传像束的小视场双目结构光三维形貌恢复

3D shape restoration of binocular structure light in small field of view based on image bundles

应用光学. 2021, 42(1): 113–118 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0103003>

基于时/频域分析的光电吊舱稳定精度测试方法研究

Measurement method of stabilization accuracy of electro-optical pod based on time/frequency domain analysis

应用光学. 2022, 43(4): 693–700 <https://doi.org/10.5768/JAO202243.0403001>

基于傅里叶变换的细胞牵引力测量研究

Research on cell traction measurement based on Fourier transform

应用光学. 2021, 42(2): 317–326 <https://doi.org/10.5768/JAO202142.0203005>

多色分图层激光扫描自聚焦投影技术

Multi-color layer laser scanning and auto-focus projection technology

应用光学. 2023, 44(2): 427–436 <https://doi.org/10.5768/JAO202344.0207001>



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

文章编号: 1002-2082 (2026) 01-0130-09

引用格式: 甘勇, 朱明凯, 文龙, 等. 基于空域与频域结合的聚焦形貌恢复[J]. 应用光学, 2026, 47(1): 130-138.

GAN Yong, ZHU Mingkai, WEN Long, et al. Shape from focus based on combination of spatial and frequency domains[J]. Journal of Applied Optics, 2026, 47(1): 130-138.



在线阅读

基于空域与频域结合的聚焦形貌恢复

甘 勇, 朱明凯, 文 龙, 王昭太

(桂林电子科技大学 机电工程学院, 广西 桂林 541004)

摘 要: 针对单一聚焦评价函数存在重建精度低, 评价曲线分辨力差的缺点, 提出一种空域与频域结合的聚焦形貌恢复方法。首先, 使用空域拉普拉斯算子和频域非下采样小波变换对图像进行聚焦评价, 将非下采样小波变换聚焦评价值作为权重因子, 对拉普拉斯算子评价值进行修正; 然后使用修正的聚焦评价值重构表面形貌, 获得初始深度图; 接着计算出基于拉普拉斯算子的深度图, 并将该深度图作为引导图对初始深度图进行引导滤波, 获得最终的深度图。使用仿真与实验验证, 结果表明: 该方法在仿真与实验中均有较好的效果, 评价曲线分辨力明显提高, 对仿真模型的重建有更低的均方根误差和更高的相关系数, 在实验中三维重建的模型与实物误差更小, 可有效提高重建精度。

关键词: 聚焦评价; 聚焦相貌恢复; 拉普拉斯变换; 非下采样小波变换; 离焦模型

中图分类号: TN206

文献标志码: A

DOI: 10.5768/JAO202647.0102004

Shape from focus based on combination of spatial and frequency domains

GAN Yong, ZHU Mingkai, WEN Long, WANG Zhaotai

(School of Mechanical and Electrical Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: The single focus evaluation function has the disadvantages of poor resolution and low reconstruction accuracy. To solve this problem, a focusing topography restoration method combining spatial domain and frequency domain was proposed. Firstly, the spatial Laplacian operator and frequency domain non-subsampled wavelet transform were used to evaluate the image focus, and the non-subsampled wavelet transform focus evaluation value was used as the weight factor to correct the Laplacian evaluation value. The initial depth map was obtained by using modified focused evaluation to reconstruct the surface topography. Then the depth map based on Laplacian operator was calculated, and the depth map was used as the guide map to guide the initial depth map and filter the final depth map. Simulation and experimental verification show that the proposed method has good results in both simulation and experiment. The resolution of evaluation curve is obviously improved, and the reconstruction of simulation model has lower root-mean-square error and higher correlation coefficient. In the experiment, the error between the 3D reconstructed model and the real object is smaller, which can effectively improve the accuracy.

Key words: focus measure operator; shape from focus; laplacian transform; nonsubsamped wavelet transform; defocus mode

收稿日期: 2024-07-15; 修回日期: 2024-09-05

基金项目: 国家自然科学基金 (51665008)

第一作者: 甘勇, E-mail: ganyong@gute.edu.cn

通信作者: 朱明凯, E-mail: 1435397735@qq.com

引言

聚焦形貌恢复^[1](shape from focus, SFF)是通过二维图像恢复物体三维形貌的一种重要技术,通过采集一组部分聚焦的图像序列,根据图像聚焦信息恢复物体表面的三维形貌。近年来, SFF 技术已经在金属表面检测、机器视觉、医学图像等领域取得广泛的研究与应用。为方便处理,人们通过聚焦评价函数将图像聚焦信息量化为高频能量数值,再通过寻找图像某一区域高频能量最大的那一帧图像,计算出聚焦区域或像素在图像序列中的位置,从而获得目标表面的深度信息。聚焦评价函数作为重建过程的关键步骤,对图像聚焦信息判断的准确性非常重要,直接影响重建结果的精度。因此,研究高分辨力、高准确度的聚焦评价函数,对提高三维聚焦形貌恢复精度具有重要理论意义和工程价值^[2]。

若图像的离焦区域灰度梯度幅值较小,则低频分量丰富;若聚焦区域灰度梯度幅值较大,则高频分量丰富。基于上述原理,人们提出了大量聚焦评价函数,大致分为三类:微分变换、统计、频域变换。基于微分变换的评价函数是根据图像的灰度差分判断图像聚焦区域,主要有修正拉普拉斯算子(the sum of modified Laplacian, SML)^[3]、Brenner 函数^[4]和 Roberts 函数^[5]等,其优点是计算简单,具有一定的鲁棒性,但在评价低对比度图像时性能较差。基于统计的评价函数是根据图像子区域内灰度值的统计规律,包括方差函数(gray-level variance, GLV)^[6]、归一化灰度方差(normalized gray-level variance, NGLV)^[7],其缺点是灵敏度较低,抗噪性能较差。基于频域的评价函数是根据图像在频域中的高频系数判断像素是否聚焦,包括小波系数和(the sum of wavelet coefficient, SWAV)^[8]、离散余弦变换(discrete cosine transform, DCT)^[9]等,其优点是灵敏度较高,在低对比度图像中有优良的评价结果,但是频域运算较为复杂,效率较低。近年来,杨维^[10]等提出了基于灰色关联度的聚焦评价函数,缺点是恢复玻璃形貌时,数据存在着抖动现象。何璇^[11]等从全局入手,考虑空间连续性约束,提出了一种新的基于结构相似指数的聚焦形貌恢复算法,对于边缘区域的重构效果较好,但是对浅坑边缘效果不佳。凌希^[12]提出一种以图像块像素均值为权系数的加权空间频率函数,使得聚焦评价曲线更接近高斯曲线,更加准确地定位最佳聚焦位置,提高了三维重建精度。

在现有研究的基础上,本文提出一种新的方法:通过空域拉普拉斯算子与频域非下采样小波变换结合,对聚焦评价修正;频域变换对噪声敏感,修正的聚焦评价将继承噪声,对初始深度图进行引导滤波,引导图为空域拉普拉斯深度图。该方法结合了两者的优点,提高了评价性能。通过仿真与实验,将所提方法与 SML、SWAV、GLV 3 种聚焦评价方法对比,结果表明:该方法(SML-NSWT)综合性能优于其他 3 种方法,评价曲线单峰性更强,峰值灵敏度和陡峭度更高,重构三维模型的误差也更小,并且具有较好的抗噪能力。

1 聚焦形貌恢复

系统中由于相机景深有限,相机聚焦平面与被测物体表面不完全重合,采集的图像存在部分区域失焦。当像点聚焦时,物点与像点一一对应,则可获取清晰的聚焦图像,此时传感器的像平面即为聚焦平面。当像素失焦时,在像平面上会形成一个半径为 r 的弥散圆,如图 1(a) 所示。下面分析中心像素及邻域像素点的成像情况。当像素点失焦时,弥散圆半径 r 大于一个像素,中心像素点与邻域像素相互叠加,成像相互影响,失焦程度越大,弥散圆半径 r 越大,相互影响越大,邻域像素间灰度变化越小。当像素点聚焦时, r 小于单个像素,中心像素与邻域像素不交叠,如图 1(b) 所示,此时邻域像素间的灰度级差异最大,中心点成像清晰。聚焦评价函数的作用就是对图像进行高通滤波^[13-14],进而找到图像中的聚焦区域。

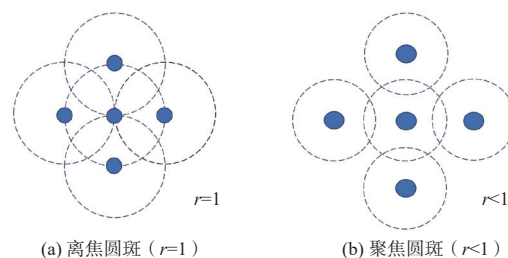


图 1 弥散圆斑

Fig. 1 Diffused circular spots

聚焦形貌恢复的关键是通过图像获取物体表面的高度数据,原理如图 2 所示。

图像采集设备从物体表面最低点等步长步进到最高点,采集序列图像。随着聚焦平面的上升,物体表面的每一个点都在序列图像某一帧图像中是聚焦清晰的。通过聚焦评价函数,可计算出序

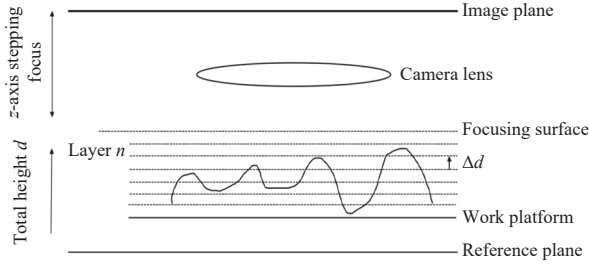


图2 聚焦形貌恢复原理图

Fig. 2 Principle diagram of shape from focus

列图像中每个像素的聚焦评价价值,当图像中的某一点聚焦时,聚焦测度算子值是最大的。因此,找出序列图像中每个像素点聚焦测度算子的最大值,也就找到了该点聚焦时对应的焦平面高度。聚焦测度算子值在聚焦最高峰附近呈高斯分布^[13],通过高斯插值拟合,即可计算出该点较为精确的深度值。

2 SML-NSWT 聚焦评价方法

2.1 聚焦评价方法原理

非下采样小波变换(nonsubsampled wavelet transform, NSWT)^[15]具有平移不变性,使用的滤波器一般通过多孔算法生成,滤波器在每一级分解中通过插入零点进行扩展,以适应不同尺度的分解。在NSWT中不进行下采样操作,分解后的各图像尺寸与原始图像一致。使用NSWT与改进的SML计算出每个像素对应的聚焦评价价值 FM_{NSWT} 和 FM_{SML} ,并将 FM_{NSWT} 作为修正权重因子与 FM_{SML} 做点乘,放大聚焦区域的评价价值响应,抑制离焦区域的评价价值响应,扩大聚焦像素点与离焦像素点之间的高频系数差距,通过高斯插值获得初始深度图。

NSWT灵敏度高,对噪声较为敏感,在 FM_{NSWT} 和 FM_{SML} 做点乘过程中,噪声也会被继承到新的聚焦评价价值中,获得的初始深度图会被噪声污染,从而存在错误的深度值。但SML具有一定的鲁棒性,抗噪能力较强,因此可以计算出基于SML的深度图,并将该深度图作为引导图对初始深度图进行引导滤波^[16-17],得到最终的深度图。

2.2 聚焦形貌恢复步骤

根据上述原理,聚焦形貌恢复步骤如下。

步骤1) 采集到 t 帧序列图像,第 z 帧图像的像素点 (x,y) 处的灰度值表示为 $I(x,y,z)$,对图像序列进行非下采样小波变换,获得所有图像像素点对应的3个高频系数,可表示为

$$d_n^H(x,y) = \text{NSWT}[I_n(x,y)] \quad (1)$$

$$d_n^V(x,y) = \text{NSWT}[I_n(x,y)] \quad (2)$$

$$d_n^D(x,y) = \text{NSWT}[I_n(x,y)] \quad (3)$$

式中:上标H、V、D分别表示高频水平分量、高频垂直分量、高频对角分量;下标 n 表示图像序列中的序列号。

步骤2) 对3个高频分量系数进行绝对值求和,作为该像素点的总高频系数,即:

$$D_n = |d_n^H(x,y)| + |d_n^V(x,y)| + |d_n^D(x,y)| \quad (4)$$

计算出每个像素点的高频系数后,在像素点 (x,y) 邻域选择尺寸为 $N \times N$ ($N \geq 2$)的图像子窗口,计算出每个像素的聚焦评价价值,表示为

$$FM_{NSWT}(x,y) = \sum_{(i,j) \in W(N \times N)} D_n(x,y) \quad (5)$$

式中: $W(N \times N)$ 是以 (x,y) 为中心,尺寸为 $N \times N$ 的正方形邻域; (i,j) 为正方形邻域中的位置。

步骤3) 使用修正的拉普拉斯算子计算序列图像像素点的聚焦评价价值,即:

$$\nabla_{ML}^2 I_n(x,y) = |2I_n(x,y) - I_n(x - step, y) - I_n(x + step, y)| + |2I_n(x,y) - I_n(x, y - step) - I_n(x, y + step)| \quad (6)$$

$$FM_{SML}(x,y) = \sum_{(i,j) \in W(N \times N)} \nabla_{ML}^2 I_n(x,y) \quad (7)$$

式中: $\nabla_{ML}^2 I_n(x,y) \geq T$, T 为人为设定阈值,只有大于阈值的拉普拉斯值参与汇总,以减少噪声干扰。阈值的选取和实际应用有关,在实际应用中需要经过大量的实验才能选出最合适的阈值; $step$ 为计算时像素间的可变步长,以适应不同类型的图像。

由于不同的聚焦评价函数在图像相同的灰度区域有不同的变化范围,需要对计算出的两种聚焦评价价值做归一化处理,使得聚焦评价价值在 $[0,1]$ 区间,以保证后续处理运算。聚焦评价价值的归一化处理如下:

$$FM_{norm}(x,y,z) = \frac{FM(x,y,z) - FM_{min}(x,y,z)}{FM_{max}(x,y,z) - FM_{min}(x,y,z)} \quad (8)$$

步骤4) 将 $FM_{NSWT}(x,y)$ 作为修正权重因子与 $FM_{SML}(x,y)$ 做点乘,可表示为

$$FM_{SML-NSWT}(x,y) = FM_{NSWT}(x,y) \cdot FM_{SML}(x,y) \quad (9)$$

步骤5) 计算出图像序列 t 中像素点 (x,y) 位置处的最大聚焦评价价值,以确定该点聚焦时对应的图像序列号,即:

$$Depth(x,y) = \arg \max [FM'_{SML-NSWT}(x,y)] \quad (10)$$

$$Depth_{guide}(x,y) = \arg \max_i [FM'_{SML}(x,y)] \quad (11)$$

式中: $t_1 \leq t \leq t_2$, 下标 z 表示图像数量; guide 表示此图作为引导图像。

步骤 6) 聚焦评价曲线在峰值处具有高斯分布, 如图 3 所示。对像素点 $Depth(x, y)$ 和 $Depth_{guide}(x, y)$ 进行高斯插值, 拟合出该点初始深度值 $\bar{d}_f$ 和引导图深度值 $\bar{d}_g$:

$$\bar{d} = \frac{(\ln F_m - \ln F_{m+1})(d_m^2 - d_{m-1}^2)}{2Vd(\ln F_m - \ln F_{m-1}) + (\ln F_m - \ln F_{m+1})} - \frac{(\ln F_m - \ln F_{m-1})(d_m^2 - d_{m+1}^2)}{2Vd(\ln F_m - \ln F_{m-1}) + (\ln F_m - \ln F_{m+1})} \quad (12)$$

式中: $\bar{d}$ 为该点拟合出的轮廓高度值; F_m 为由图像信息计算的聚焦测度算子的最大值; d_m 为 F_m 所在图像层对应的焦平面高度; F_{m-1} 和 F_{m+1} 为邻域的聚焦评价, 满足 $F_m \geq F_{m-1}$, $F_m \geq F_{m+1}$ 。

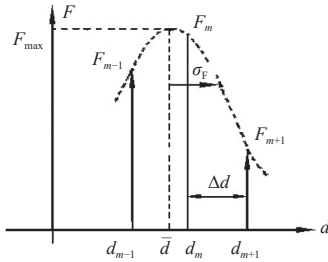


图 3 高斯插值拟合

Fig. 3 Gaussian interpolation fitting

步骤 7) 将引导图 $\bar{d}_g$ 对初始深度图 $\bar{d}_f$ 进行引导滤波, 得到最终深度图 $\bar{D}$, 使得深度图更加精确且连续, 从而获得物体的三维信息。

3 结果与分析

3.1 仿真模型对比指标

为了验证构建的聚焦评价函数的性能, 在 3 类聚焦评价函数中分别选取拉普拉斯算子函数 (SML)、方差函数 (GLV)、小波系数和 SWAV。对比指标, 选取聚焦评价曲线的峰值区域灵敏度 S_e 、峰值区域陡峭度 S_p 、恢复的深度图与参考深度图均方根误差 (mean square error, MSE)^[18] 和相关系数 (correlation coefficient, CC)^[18] 共 4 种参数。4 种参数的计算公式如下:

$$S_e = \frac{M_{\max}(t) - M_{\max}(t-1)}{M_{\max}(t-1)} \quad (13)$$

$$S_p = \frac{2M_{\max}(t) - M_{\min,l}(t_1) - M_{\min,r}(t_2)}{t_2 - t_1} \quad (14)$$

式中: $M_{\max}(t)$ 为最大聚焦评价, t 为该帧图像在序列图像中的位置序号; $M_{\min,l}(t_1)$ 表示峰值左侧与 $M_{\max}(t)$ 之差大于阈值的最小聚焦评价; $M_{\min,r}(t_2)$

表示峰值右侧与 $M_{\max}(t)$ 之差大于阈值的最小聚焦评价, 本文取固定阈值为 0.15。峰值区域灵敏度 S_e 值越大, 代表聚焦评价准确度越高, 峰值区域陡峭度 S_p 值越大, 表示聚焦评价函数分辨率越高。

$$MSE = \frac{1}{R \cdot C} \sum_{i=1}^R \sum_{j=1}^C |f(i, j) - f'(i, j)|^2 \quad (15)$$

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^R \sum_{j=1}^C (f(i, j) - \overline{f(i, j)})(f'(i, j) - \overline{f'(i, j)})}{\sqrt{\left(\sum_{i=1}^R \sum_{j=1}^C (f(i, j) - \overline{f(i, j)})^2 \right) \left(\sum_{i=1}^R \sum_{j=1}^C (f'(i, j) - \overline{f'(i, j)})^2 \right)}} \quad (16)$$

式中: R 、 C 分别表示图像行列数; $f(i, j)$ 、 $f'(i, j)$ 表示理论深度图和构建深度图; $\overline{f(i, j)}$ 和 $\overline{f'(i, j)}$ 表示理论深度图的平均数和构建深度图的平均数; 均方误差 MSE 的值越小, 表明重构模型越好; 相关性系数 CC 的值越大, 表明重构模型越好。

3.2 仿真验证与结果分析

利用离焦序列仿真图像对聚焦形貌恢复算法进行实验验证。将生成的深度数据与点采样得到的真实深度数据进行对比, 通过峰值区域灵敏度 S_e 、峰值区域陡峭度 S_p 、均方根误差 MSE 、相关系数 CC 对聚焦评价函数做定量分析。

绘制一个三维模型, 对模型表面进行点采样, 生成该模型的点云数据。选择纹理图像 I , 并计算点云数据的点扩散函数与纹理图像的卷积, 生成一组理想离焦序列仿真图像 I_d 。其中点扩散函数 $h_{PSF}(x, y)$ 可以通过高斯函数近似^[19-20], 离焦序列的卷积方程与点扩展函数的表达式为

$$I_d(z) = h_{PSF} \otimes I \quad (17)$$

$$h_{PSF}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_h^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma_h^2}\right) \quad (18)$$

式中: $I_d(z)$ 表示离焦距离为 z 的仿真图像; σ_h 表示空间参数与模糊圆半径 r 成正比。仿真实验简单取 $\sigma_h = 2 \times r$, 卷积核大小 $S_{\text{kernel}} = 4 \times \sigma_h + 1$ 。

模糊圆半径 r ^[21] 的计算公式为

$$r_L = R \left(\frac{v_0}{u_0} - \frac{v_0}{u_0 + \Delta u_L} \right) \quad (19)$$

$$r_R = R \left(\frac{v_0}{u_0 - \Delta u_R} - \frac{v_0}{u_0} \right) \quad (20)$$

式中: r_L 表示相平面距离大于聚焦平面; r_R 表示相平面距离小于聚焦平面; R 为透镜半径; v_0 和 u_0 分别为相距和物距; Δu 为相平面与焦平面的距离。

为检验算法对多种离焦情况的适应性,仿真实验构建了如图4所示的圆阶梯、正弦波、圆锥3种目标模型。3个模型背景平面高度为0,最高峰值均为2 mm,其中圆阶梯各阶梯高度依次递增0.5 mm。

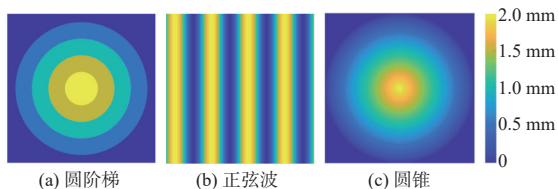


图4 仿真模型图

Fig. 4 Simulation model diagram

以正弦波模型为例,如图5所示。当正弦波模型与聚焦平面相对位置固定时,模型中不同高度点与聚焦平面的距离不同,根据点与聚焦平面的相对位置计算对应的点扩展函数,并与纹理图像进行卷积,即可得到一幅离焦图像。通过改变模型与聚焦平面的相对位置,得到一组聚焦平面位于三维模型不同位置时的离焦仿真图像序列。选取的纹理图像为 Matlab 软件图像库中的图像,单幅离焦图像的尺寸为 256×256 pixel。

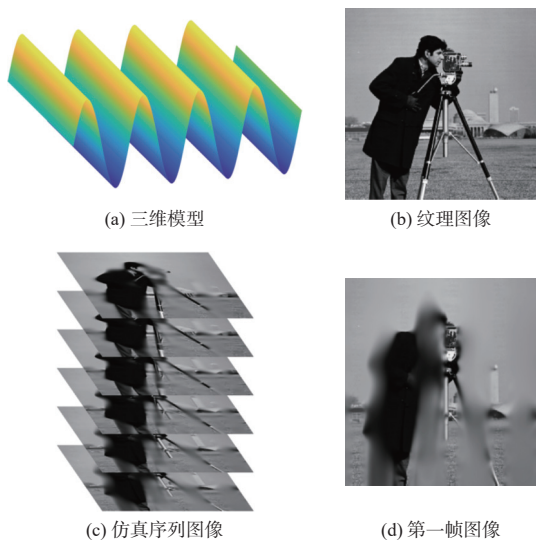
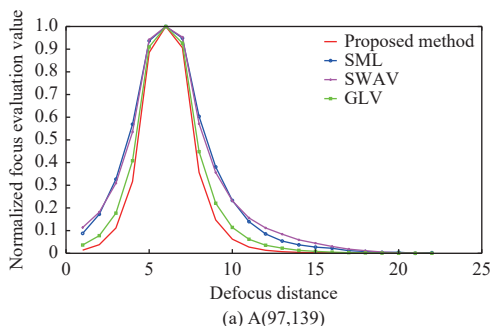


图5 三维模型、纹理图及仿真结果

Fig. 5 3D model, texture image and simulation results



仿真实验中选取透镜半径 R 为 6 mm, 相距 v_0 为 12.6 mm, 焦距 f 为 6 mm, 推导出物距 u_0 为 6.3 mm。仿真实验模拟离焦序列图像从离焦到聚焦,到再次离焦的过程,在距离参考平面 $0 \sim 2.1$ mm 的范围模拟离焦,相邻离焦间隔 $\Delta z = 0.1$ mm。分别对3个仿真模型计算,得到3组22帧离焦序列图像,如图6所示。

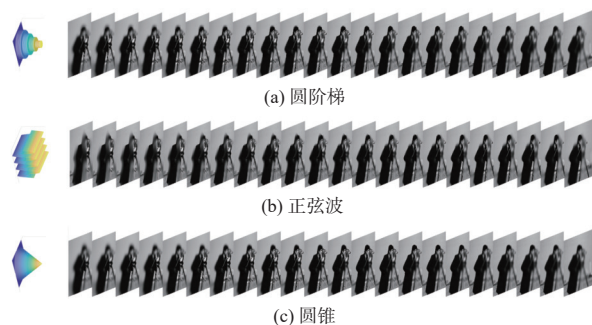
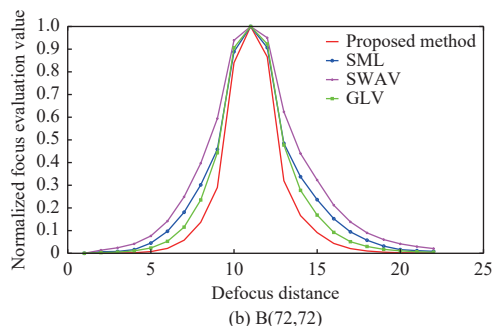


图6 仿真离焦序列图像

Fig. 6 Simulated defocused sequence images

随机选取圆阶梯、正弦波、圆锥3个模型上的点,选取圆阶梯模型点坐标 A(97,139)、B(72,72);选取正弦波模型点坐标 C(95,165)、D(126,48);选取圆锥模型点坐标 E(92,150)、F(124,48);绘制这些点的聚焦评价曲线,如图7所示。图7中纵坐标为归一化后该点的聚焦评价,横坐标为该点的图像帧数,即该点的离焦位置。由图7可知,4种方法的聚焦评价曲线均表现出明显的单峰性与无偏性。本文方法与其他3种方法相比,在聚焦区域,对聚焦点的响应程度最大,聚焦评价曲线的单峰性与无偏性最强;在离焦区域,聚焦评价曲线波动性更小,且更接近于0。图7表明,本文方法能够放大聚焦区域的评价响应,抑制离焦区域的评价响应,且具备一定的抗噪能力。

根据式(13)和式(14)计算3组序列图像的平均峰值灵敏度 S_e 与陡峭度 S_p ,得到的结果如表1所示。由表1数据分析可知:与其他3种方法相比,本文方法得到的聚焦评价曲线的峰值灵敏度与陡峭度均为最大,说明该方法具有最高的聚焦评价准确度和分辨力。



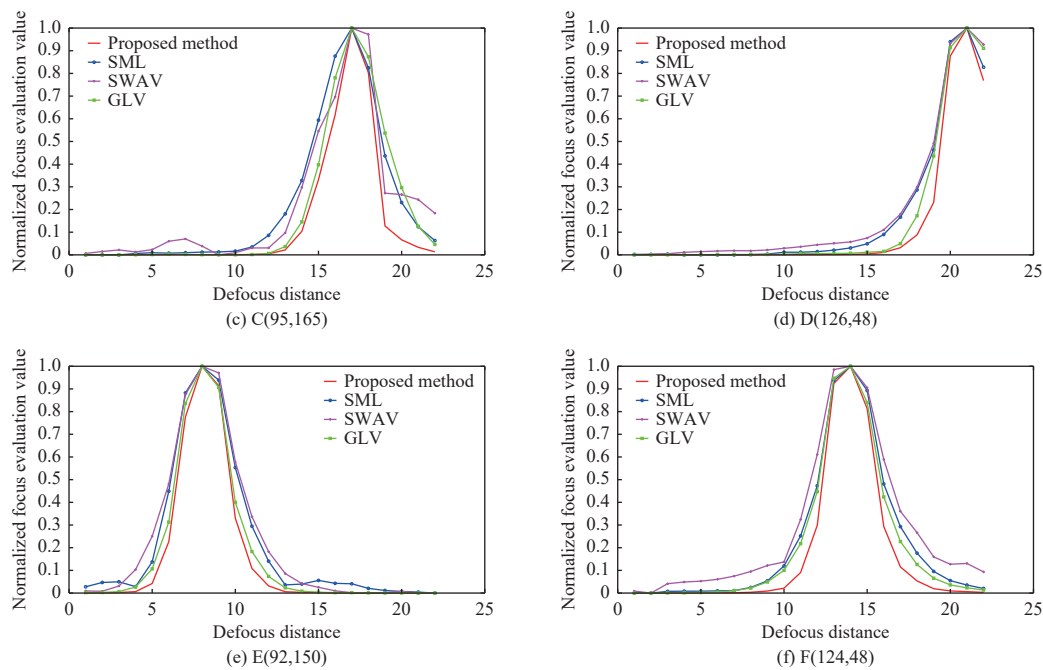


图 7 仿真图像聚焦评价曲线

Fig. 7 Focus evaluation curves of simulated images

表 1 平均峰值灵敏度 S_e 和陡峭度 S_p

Table 1 Average peak sensitivity S_e and steepness S_p

Method	S_e			S_p		
	circular step	sine wave	cone	circular step	sine wave	cone
SML	0.0823	0.0837	0.0407	0.2281	0.2037	0.2200
SWAV	0.0647	0.0586	0.0346	0.1577	0.1568	0.1593
GLV	0.1010	0.0981	0.0513	0.2350	0.2263	0.2386
Proposed method	0.1556	0.1562	0.0814	0.2741	0.2863	0.3030

对 3 组仿真离焦序列图像分别使用 SML、SWAV、GLV 和本文所提方法进行三维重建, 重建结果如图 8 所示。从图 8 可以看出, 本文所提方法的重建模型噪点更少, 如第 3 行的圆锥模型, 前 3 种方法都因图像帧数限制存在大量锯齿状边缘, 重建结果有轻微的失真, 本文方法优化改善了这一现象。正如前文所说, SWAV 对噪声较为敏感, 图 8 所示 SWAV 重建的 3 个模型都受噪声干扰严重, 而本文方法则受噪声干扰较小。定量的重建结果评价指标如表 2 所示。从表 2 可以看出, 本文方法对圆阶梯、正弦波、圆锥 3 种模型的重建均有更低的 MSE 值和更高的 CC 值, 与其他 3 种方法相比, 本文方法的重构模型与理

论模型之间误差最小, 同时与理论模型的相似度也最高, 说明该方法能够有效提高聚焦形貌恢复精度。

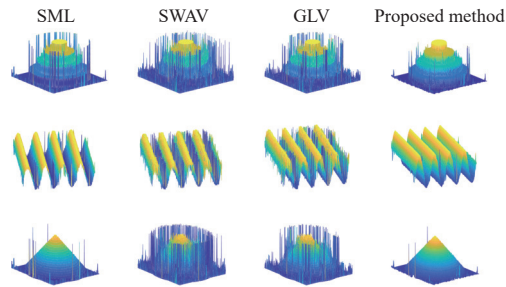


图 8 仿真模型三维重建结果

Fig. 8 3D reconstruction results of simulation model

表 2 三维重建结果性能指标

Table 2 Performance metrics of 3D reconstruction results

Method	MSE			CC		
	circular step	sine wave	cone	circular step	sine wave	cone
SML	0.0163	0.0123	0.0055	0.9764	0.9876	0.9881
SWAV	0.0327	0.0541	0.0438	0.9519	0.9443	0.9097
GLV	0.0257	0.0328	0.0254	0.9623	0.9663	0.9465
Proposed method	0.0068	0.0073	0.0011	0.9902	0.9926	0.9976

3.3 实验验证与结果分析

本文实验选用海康威视型号为 MV-CE200-10UC 的 CMOS 相机,分辨率为 5472×3648 pixel, PDV 位移平台、最小步长为 0.01 mm,面光源搭建图像采集装置。将相机沿 Z 轴步进移动,拍摄规格 M6×12 的内六角圆柱头螺钉的内六角开槽深度,获得一组离焦序列图像。螺钉开槽深度在产品标准中仅规定最小值,查找 GB/T70.1-2008 可知,该规格螺钉最小开槽深度为 3 mm,通过游标卡尺多次测量,测得螺钉实际开槽深度为 3.47 mm,采集的部分离焦图像如图 9 所示。图 9 中共采集 141 帧图像,每 2 帧图像之间步进间隔为 0.05 mm,图像尺寸为 441×421 pixel。

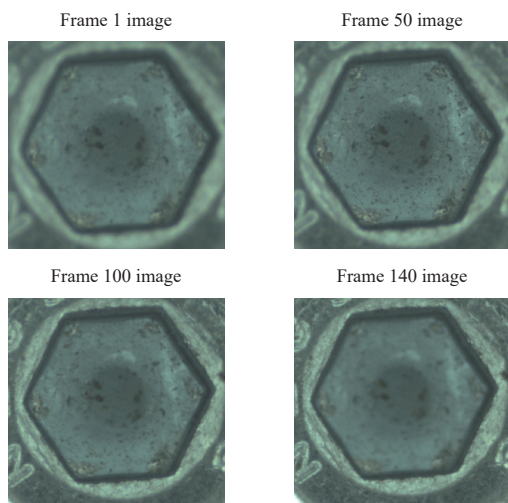


图 9 离焦序列图像

Fig. 9 Defocused sequence images

对上述 2.2 节步骤 3 中的阈值 T 进行实验选取,并计算不同阈值 T 对应的全聚焦图像信噪比,如图 10 所示。图 10 中纵坐标为图像信噪比值,横坐标为阈值 T 。由图 10 可知,当 $T > 0.14$ 时,图像信噪比趋于稳定,即抗噪声干扰能力达到最大值。若选取过大阈值,存在后续丢失数据的风险,本组实验选取阈值 $T=0.14$ 。

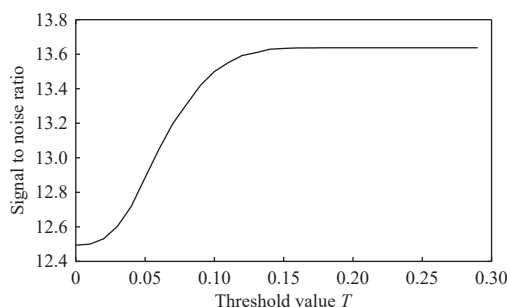


图 10 全聚焦图像信噪比

Fig. 10 Signal to noise ratio of full focus image

对离焦序列图像分别使用 SML、SWAV、GLV 与本文所提方法进行三维重建,重建所需时间分别为 3.62 s、3.07 s、4.13 s、4.11 s,重建结果如图 11 所示。从图 11 可以看出:SML、SWAV、GLV 重建结果中存在大量噪点,其中 SWAV 受噪声影响最为严重,而本文方法则改善了这一现象,受噪声影响更小,模型深度变化更平滑。随机选取孔内 5 个点 A(202, 227)、B(170, 220)、C(200, 224)、D(195, 218)、E(220, 210),选取尺寸为 5×5 的窗口,计算窗口内平均值与孔的实际深度值的差值,用于估计深度误差,误差数据如表 3 所示。从表 3 可知,受相机景深限制,模型重建误差大于轴向移动步长,与其他 3 种方法相比,本文方法在三维形貌恢复结果中明显的错误深度得到了校正,深度值变化更为连续,抗噪能力有了较大提升,重建模型与实物的误差也更小。

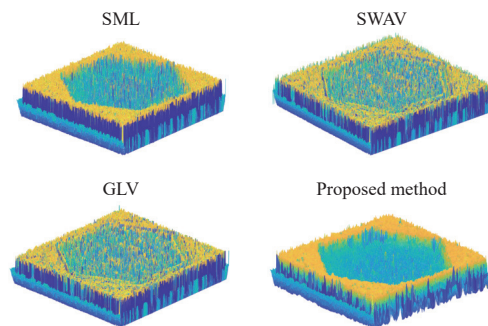


图 11 三维重建结果

Fig. 11 3D reconstruction results

表 3 三维重建模型误差

Table 3 3D reconstruction model error mm

Method	A	B	C	D	E	Mean value
SML	0.190	0.808	0.062	0.679	0.104	0.368
SWAV	1.046	0.425	0.288	0.137	0.329	0.445
GLV	0.857	0.428	0.502	0.027	0.383	0.439
Proposed method	0.489	0.413	0.200	0.255	0.169	0.305

4 结论

本文提出了一种空域与频域结合的聚焦形貌恢复方法,通过仿真与实验验证了所提方法的性能。仿真结果表明:本文方法的评价曲线有较高的分辨力,极大地提高了聚焦评价曲线峰值灵敏度与陡峭度,有利于精确定位聚焦像素位置。在三维仿真模型重建中,对圆阶梯、正弦波、圆锥3种模型的重建均有更低的均方根误差和更高的相关系数,提高了重建三维模型的质量。实验结果表明:本文方法受噪声的干扰较小,重建精度较高,对高精度目标形貌恢复具有较大的促进作用。本文方法虽然具有较多优势,但在处理大量序列图像时,复杂纹理图像的匹配对齐难以得到保证,且时间效率相对较差,这些问题需要后续进一步研究和解决。

参考文献:

- [1] NAYAR S K, NAKAGAWA Y. Shape from focus[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, 16(8): 824-831.
- [2] ZONG G H, SUN M L, BI S S. Research on autofocus technique in micro-vision[J]. *Acta Optica Sinica*, 2005, 25(9): 1225-1232.
- [3] TIAN Y, HU H CUI H, et al. Three-dimensional surface microtopography recovery from a multifocus image sequence using an omnidirectional modified Laplacian operator with adaptive window size [J]. *Applied Optics*, 2017, 56(22): 6300-6310.
- [4] 徐博泓, 江和平. 一种粗精结合的图像式靶场测量系统自动调焦算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2010, 47(12): 67-74.
- XU Bohong, JIANG Heping. An auto-focus algorithm based on fine and rough adjustment for visual optical measurement imaging system of shooting range[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2010, 47(12): 67-74.
- [5] 高赞, 姜威, 朱孔凤, 等. 基于 Roberts 梯度的自动聚焦算法[J]. *红外与激光工程*, 2006, 35(1): 117-121
- GAO Zan, JIANG Wei, ZHU Kongfeng, et al. Auto-focusing algorithm based on Roberts gradient[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2006, 35(1): 117-121.
- [6] CHOI T S, ASIF M, YUN J. Three-dimensional shape recovery from focused image surface[J]. *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1999, 6: 3269-3272.
- [7] PECH-PACHECO J L, CRISTOBAL G, CHAMORRO-MARTINEZ J, et al. Diatom autofocusing in brightfield microscopy: a comparative study[C]//*Pattern Recognition. Proceedings, 15th International Conference on*. New York: IEEE Computer Society, 2000.
- [8] 范艳玲, 杨明. 基于双数复小波变换的多聚焦图像融合[J]. *核电子学与探测技术*, 2014, 32(2): 204-207.
- FAN Yanling, YANG Ming. Multi-focus image fusion based on dual-tree complex wavelet transform[J]. *Nuclear Electronics & Detection Technology*, 2014, 32(2): 204-207.
- [9] 王秀峰, 孙小伟. 余弦变换与拉普拉斯算子结合的聚焦评价方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(24): 2410005-1-11.
- WANG Xiufeng, SUN Xiaowei. Focus evaluation method combining cosine transform with Laplacian operator[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(24): 2410005-1-11.
- [10] 杨维, 范勇. 基于灰色关联度的聚焦形貌恢复[J]. *计算机应用研究*, 2015, 32(2): 613-618.
- YANG Wei, FAN Yong. Focus morphology restoration based on grey correlation degree[J]. *Journal of Computer Applications Research*, 2015, 32(2): 613-618.
- [11] 何旋, 古乐野, 陈蔓. 基于结构相似指数的聚焦形貌恢复[J]. *计算机应用*, 2018, 38(增刊1): 187-190.
- HE Xuan, GU Leye, CHEN Man. Focus morphology restoration based on structural similarity index[J]. *Journal of Computer Applications*, 2018, 38(S1): 187-190.
- [12] 凌 浠. 基于聚焦形貌恢复的图像处理和三维重建[D]. 西安: 中国科学院西安光学精密机械研究所, 2021
- LING Xi. Image processing and 3D reconstruction based on focus morphology restoration [D]. Xi'an: Xi'an Institute of Optics and Precision Mechanics, Chinese Academy of Sciences, 2021.
- [13] ASHFAQ K, MAHMOOD M T. Enhancing focus volume

- through perceptual focus factor in shape-from-focus[J]. *Mathematics*, 2024, 12(1): 102.
- [14] 杨洁, 李乐. 基于机器视觉的表面粗糙度测量与三维评定[J]. *光学技术*, 2016, 42(6): 491-495.
- YANG Jie, LI Le. Surface roughness measurement and 3D assessment based on machine vision[J]. *Optical Technique*, 2016, 42(6): 491-495.
- [15] TIAN Y Z, CUI H Y, PAN Z Y, et al. Improved three-dimensional reconstruction algorithm from a multifocus microscopic image sequence based on a nonsubsampling wavelet transform[J]. *Applied Optics*, 2018, 57(14): 3864-3872.
- [16] ALI U, MAHMOOD M T. Depth enhancement through correlation based guided filtering in shape from focus[J]. *Microscopy Research and Technique*, 2021, 84(7): 1368-1374.
- [17] AHMED Z, SHAHZAD A, ALI U. Enhancement of depth map through weighted combination of guided image filters in shape-from-focus[C]//2022 2nd International Conference on Digital Futures and Transformative Technologies (ICoDT2). New York: IEEE, 2022.
- [18] JANG H S, MUHAMMAD M S, CHOI T S. Optimizing image focus for shape from focus through locally weighted non-parametric regression[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 74393-74400.
- [19] ZHANG Y Q, GUO Y C, ZHOU D G. A block-based fusion method with SSIM criterion for multi-focus images[C]. Suzhou: International Symposium on Photonics and Optoelectronics(SOPO), 2014.
- [20] PENTLAND A P. A new sense for depth of field [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, PAMI-9(4): 523-531.
- [21] 韦号, 崔海华. 一种用于评价聚焦形貌恢复算法的图像离焦仿真技术[J]. *光学学报*, 2019, 39(11): 132-140.
- WEI Hao, CUI Haihua. Image defocus simulation technique for evaluating focus morphology restoration algorithms[J]. *Acta Optica Sinica*, 2019, 39(11): 132-140.