

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508368

一种基于空间色散与彩色梯度的聚焦评价算法*

史艳琼¹ 徐乙喆¹ 杨永辉¹ 卢荣胜²

(1. 安徽建筑大学机械与电气工程学院 合肥 230601; 2. 合肥工业大学仪器科学与光电工程学院 合肥 230009)

摘要:传统聚焦评价算法在处理彩色图像时,通常将其先转化为灰度图像,该过程会造成颜色信息丢失,导致聚焦评价结果不够准确。针对此问题,提出了一种基于空间色散和彩色梯度的聚焦评价算法。首先,在RGB空间中计算局部窗口内相邻像素间颜色向量的欧氏距离,构建像素色差集合,将集合的和与方差的乘积作为空间色散值;其次,利用彩色图像在RGB三通道路上的梯度值构建空间相关矩阵,将该矩阵的迹作为彩色梯度值;最后,将空间色散值和彩色梯度值作为先验分布函数和似然函数,利用贝叶斯统计原理计算高斯后验分布函数作为该算法的聚焦评价函数。该算法不仅提高了彩色图像聚焦评价的准确性和峰值响应速度,还提高了弱纹理区域和颜色信息不丰富区域的聚焦分辨能力。实验结果表明,所提算法相较于几种主流方法,聚焦评价曲线的峰值灵敏度、陡峭度、平缓区波动量3项评价指标,在仿真图像和真实图像上分别提升了9%和15%;将所提聚焦评价算法应用于三维重建,仿真图像的重建结果在RMSE和CORR指标上表现最优,恢复的真实图像深度值相对误差不超过4.6%,所提算法聚焦评价性能优越,能显著提升三维重建的精度。

关键词: 聚焦评价; RGB空间; 空间色散; 彩色梯度; 贝叶斯统计原理

中图分类号: TN247; TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4050

Focus measure algorithm based on spatial dispersion and color gradient

Shi Yanqiong¹ Xu Yizhe¹ Yang Yonghui¹ Lu Rongsheng²

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei 230601, China;

2. School of Instrument Science and Opto-electronics Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: Traditional focus measure algorithms typically convert color images into grayscale prior to processing, which inevitably leads to the loss of chromatic information and consequently reduces the accuracy of focus assessment. To address this limitation, this study proposes a focus measure algorithm based on spatial chromatic dispersion and color gradients. First, the Euclidean distances between color vectors of adjacent pixels within a local window in the RGB space are calculated to construct a set of pixel-wise chromatic differences, and the product of the sum and variance of this set is defined as the spatial chromatic dispersion. Second, a spatial correlation matrix is constructed using the gradient values of the RGB channels of the color image, and the trace of this matrix is adopted as the color gradient measure. Finally, the spatial chromatic dispersion and color gradient are modeled as the prior distribution and likelihood function, respectively, and a Gaussian posterior distribution is derived using Bayesian statistics to serve as the focus measure function. The proposed algorithm enhances the accuracy of focus evaluation for color images and accelerates peak response, while also improving discrimination in weak-texture regions and areas with limited color information. Experimental results show that, compared with several mainstream methods, the proposed algorithm achieves improvements of 9% and 15% in peak sensitivity, curve steepness, and flat-region fluctuation on simulated and real images, respectively. When applied to 3D reconstruction, the algorithm attains the best performance in terms of RMSE and CORR on simulated datasets, and the relative depth-value error on real images does not exceed 4.6%. These findings demonstrate that the proposed algorithm exhibits superior focus measurement performance and can significantly improve the accuracy of 3D reconstruction.

Keywords: focus measure; RGB space; color gradient; color covariance; Bayesian statistical principle

收稿日期: 2025-05-09 Received Date: 2025-05-09

* 基金项目: 国家重点研发计划: 大视场缺陷快速发现和定位技术及模块开发(2023YFF0715502)资助

0 引言

随着计算机技术的发展,在医学图像处理、文化遗产保护、设备检测与监控、机器人视觉和高精度物体缺陷检测等领域对三维立体成像的精度要求越来越高,而三维形貌恢复^[1]作为其中的关键技术,在这一方面的方法研究亟需提高。

目前,基于运动恢复结构^[2]、双目立体视觉^[3]、结构光投影法^[4]、光度立体法^[5]、激光三角法^[6]等三维形貌恢复方法广泛应用于工业场景中。其中,聚焦形貌恢复法(shape from focus, SFF)是通过使用一组不同聚焦程度的图像序列,计算其聚焦信息并还原像素点深度值的方法。这种方法具有精度高、结构简单等优点,适用于小尺寸复杂工业零构件的三维测量,近年来受到工业界的广泛关注。聚焦评价函数^[7]作为聚焦形貌恢复法的一个关键部分,其性能的优劣直接影响三维形貌恢复的准确性和有效性。因此,研究聚焦评价函数是提升三维形貌恢复准确度和稳定性的重要途径之一,具有重要的理论意义。

目前,聚焦评价函数主要有频域类、空间域类、信息学类和统计学类^[8]。频域评价函数通过分析图像在频率域的特性来进行聚焦评价,并侧重于高频信息的计算,通常采用傅里叶变换等技术。空间域评价函数直接在图像的像素空间进行计算,主要通过图像的梯度信息评估图像的质量和聚焦程度。信息学类评价函数关注图像中的信息量和信息传递质量来进行聚焦评价,包括信息熵、互信息等指标。统计学类评价函数通过对图像数据的统计特性进行分析,如均值、方差和标准差等,来评估聚焦效果。

为了提高聚焦评价函数的性能,研究者们陆续开始了对聚焦评价函数的研究。Yan 等^[9]为了解决图像低对比度区域聚焦度模糊的问题,将高频子带映射到不同深度层级的图像进行计算,提出一种基于多向修正拉普拉斯算子的聚焦评价函数;Jang 等^[10]为了解决窗口大小固定和焦点质量不理想的问题,在基于 GLV 的自适应窗口中对加权修正拉普拉斯值进行求和,提出了一种基于自适应加权修正拉普拉斯卡方和的聚焦评价函数;Liu^[11]为了解决自动对焦过程中容易受到噪声干扰的问题,将图像处理中的斜变换与统计学中的方差相结合,提出了一种具有噪声鲁棒性的新型聚焦测量方法;熊锐等^[12]为了解决微纳结构边缘方向的多样性导致的对焦稳定性差和灵敏度低的问题,提出了一种将 Brenner 函数和 Roberts 函数相结合的聚焦评价函数;朱倩等^[13]通过将梯度差分与统计相关结合使用,提出了一种用邻域互相关对每个像素的梯度值进行加权的算法,并设定阈值去除贡献小的像素点;Rajevenceltha 等^[14]提出了一种基于概率系数

和修正熵的聚焦评价函数,概率系数用于捕捉重要特征,代表图像的重要动态,该算法不受对比度和噪声条件的影响。上述方法在不同的方向上对聚焦评价函数进行了改进,并且有效提高了聚焦评价函数的性能,但是存在的彩色图像向灰度图像转化过程中颜色信息丢失的问题^[15],如图 1 所示,导致最终的聚焦评价不够准确。

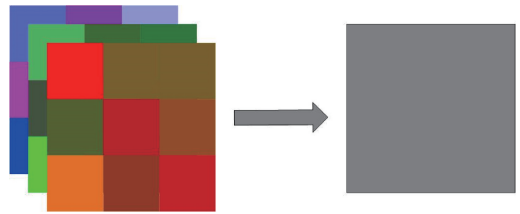


图 1 颜色空间映射到灰度空间

Fig. 1 Mapping of color space to grayscale space

为了解决上述问题,本文提出了一种直接在彩色图像上计算聚焦评价函数的算法。该算法在 RGB 空间中计算局部窗口内相邻像素的颜色向量的欧氏距离构建色差集合,计算集合的总和与方差的乘积作为空间色散值,并对 RGB 三通道不同方向的梯度值进行非线性组合,构建空间相关矩阵并将矩阵的迹作为彩色梯度值;将这两个值作为先验函数和似然函数,通过贝叶斯统计原理计算高斯后验分布函数作为聚焦评价函数,这种方法能提供更高精度的聚焦评价函数。

1 基于空间色散与彩色梯度的聚焦评价算法

传统聚焦评价算法通常在灰度空间进行计算,在将源图像序列从彩色图像转化为灰度图像的过程中,会出现颜色信息映射错误的情况^[16],导致聚焦评价不准确,如图 1 所示。为避免颜色信息丢失,本文选择在颜色空间进行聚焦评价,同时利用颜色空间不同颜色通道的相关性,提高聚焦评价函数的准确性和稳定性。

聚焦状态下的彩色图像相较于散焦状态时,颜色空间中的三通道值分布集中,色差变化更明显,亮度更高;处于散焦状态时,相邻像素的颜色值产生扩散混合导致色差变化减小,颜色对比度降低,相邻像素的颜色值变得接近,图像呈现一种颜色渐变状态。针对以上特点,提出一种基于颜色向量空间色散与梯度的聚焦评价函数,通过颜色梯度来表征图像像素的清晰度。然而梯度聚焦评价函数在弱纹理区域和颜色单调区域的聚焦分辨能力表现较差,因此,在梯度基础上结合颜色空间的色散信息,可提高对弱纹理区域和颜色信息不丰富区域的聚焦分辨能力。

1.1 空间色散计算

在 SFF 过程中,将物体以一定的步长逐渐远离或靠近成像设备,得到一组全部像素点由模糊到清晰再到模糊的图像序列 I_k , 其中 $1 \leq k \leq N$, N 为图像总数, 图像尺寸为 $l \times m$, 在 RGB 空间进行聚焦评价时, 图像序列中每个像素的颜色向量可表示为:

$$\mathbf{I}_{x,y,k}^{RGB} = R(x,y,k)\vec{\alpha} + G(x,y,k)\vec{\beta} + B(x,y,k)\vec{\eta} \quad (1)$$

式中: $R(x,y,k)$ 、 $G(x,y,k)$ 、 $B(x,y,k)$ 表示第 k 幅图像中像素点 (x,y) 3 个通道的颜色值; $\vec{\alpha}$ 、 $\vec{\beta}$ 、 $\vec{\eta}$ 分别表示颜色空间坐标系 3 个基坐标轴上的单位向量。

首先计算 $w \times w$ 窗口内中心像素点 p 与其第 n 个邻域像素点 p_n 的欧几里得距离 d_{p_n} , 欧氏距离可直观表示两向量间的相似度, 其值越大, 两向量差异越大。

$$d_{p_n} = \sqrt{[\mathbf{I}_{x,y,k}^{RGB} - \mathbf{I}_{w_u,w_v,k}^{RGB}]^T [\mathbf{I}_{x,y,k}^{RGB} - \mathbf{I}_{w_u,w_v,k}^{RGB}]} \quad (2)$$

式中: (x,y) 为窗口中心像素点 p 的坐标; (w_u,w_v) 表示第 n 个邻域像素点 p_n 的坐标。

然后, 计算窗口内的第 n 个邻域像素点 p_n 的颜色波动量 v_{p_n} 。

$$v_{p_n} = \sum_{i=u-1}^{u+1} \sum_{j=v-1}^{v+1} [\mathbf{I}_{w_u,w_v,k}^{RGB} - \mathbf{I}_{w_i,w_j,k}^{RGB}]^T [\mathbf{I}_{w_u,w_v,k}^{RGB} - \mathbf{I}_{w_i,w_j,k}^{RGB}] \quad (3)$$

式中: $1 \leq p_n \leq w^2 - 1$; (w_i,w_j) 表示邻域像素点 p_n 的 8 邻域像素的索引, w_u 不等于 x , w_v 不等于 y 。

$$\left(x - \frac{w-1}{2}\right) \leq w_u \leq \left(x + \frac{w-1}{2}\right) \quad (4)$$

$$\left(y - \frac{w-1}{2}\right) \leq w_v \leq \left(y + \frac{w-1}{2}\right)$$

计算中心像素点 p 与 $w^2 - 1$ 个邻域像素点之间的色差值 γ_{p_n} , 并构建中心像素点 p 的色差集合 $\Delta_p = [\gamma_{p_1}, \dots, \gamma_{p_n}, \dots, \gamma_{p_{w^2-1}}]$ 。

$$\gamma_{p_n} = [d_{p_n}^2 \log(1 + d_{p_n}^2) + v_{p_n} \log(1 + |v_{p_n}|)] \quad (5)$$

最后, 计算第 k 幅图像上坐标位置 (x,y) 的像素点 $p(x,y,k)$ 在颜色向量空间中的色散评价价值 $\varepsilon(x,y,k)$, 遍历图像序列空间中所有像素点, 获得图像颜色空间色散矩阵 $[\varepsilon(\mathbf{x},\mathbf{y},\mathbf{k})]$ 。

$$\varepsilon(x,y,k) = \sigma^2(\Delta_p) \sum_{n=1}^{w^2-1} \gamma_{p_n} \quad (6)$$

式中: $1 \leq x \leq l$; $1 \leq y \leq m$; $1 \leq k \leq N$ 。

1.2 颜色梯度计算

在传统颜色空间梯度计算方法中, 直接采用灰度梯度计算公式依次计算颜色空间三通道值, 再将三通道值加权组合, 该算法忽略了颜色通道的相关性^[17], 并且对彩色图像的细节变化的响应不准确, 容易损失彩色图像的颜色细节信息。本文采用向量函数的概念直接在 RGB

空间计算图像的彩色梯度^[18]。

首先, 计算彩色图像在 RGB 空间中的水平方向梯度和垂直方向梯度, 分别用 G_x 和 G_y 表示。

$$\mathbf{G}_x = \frac{\partial P}{\partial x} = \left(\frac{\partial R}{\partial x} \vec{\alpha} + \frac{\partial G}{\partial x} \vec{\beta} + \frac{\partial B}{\partial x} \vec{\eta} \right) \quad (7)$$

$$\mathbf{G}_y = \frac{\partial P}{\partial y} = \left(\frac{\partial R}{\partial y} \vec{\alpha} + \frac{\partial G}{\partial y} \vec{\beta} + \frac{\partial B}{\partial y} \vec{\eta} \right) \quad (8)$$

根据式(7)和式(8)可得像素点 $p(x,y,k)$ 的颜色偏导数矩阵 $\varphi_p = [G_x G_y]$ 。利用式(9)可得像素点 $p(x,y,k)$ 的颜色向量空间相关矩阵 ν_p 。

$$\nu_p = \varphi_p^T \cdot \varphi_p \quad (9)$$

空间相关矩阵 ν_p 表示 RGB 三通道的相关性, 利用矩阵的特征值和特征向量提取每个空间位置的梯度幅值^[19]。计算颜色向量空间相关矩阵 ν_p 的迹 $\text{trace}(\nu_p)$, 将其作为像素点 p 的彩色梯度评价价值 $\lambda(x,y,k)$, 遍历图像序列空间中所有像素点, 获得图像彩色梯度矩阵 $[\lambda(\mathbf{x},\mathbf{y},\mathbf{k})]$:

$$\lambda(x,y,k) = \text{trace}(\nu_p) \quad (10)$$

式中: $1 \leq x \leq l$; $1 \leq y \leq m$; $1 \leq k \leq N$ 。

1.3 彩色图像的聚焦评价函数

分别取像素点 p 的色散矩阵 $[\varepsilon(\mathbf{x},\mathbf{y},\mathbf{k})]$ 和梯度矩阵 $[\lambda(\mathbf{x},\mathbf{y},\mathbf{k})]$ 第三维度上的数据点构成色散集合 S_p 和梯度集合 T_p 。

$$S_p = \{\varepsilon(x,y,1), \varepsilon(x,y,2), \dots, \varepsilon(x,y,N)\} \quad (11)$$

$$T_p = \{\lambda(x,y,1), \lambda(x,y,2), \dots, \lambda(x,y,N)\} \quad (12)$$

将 S_p 和 T_p 中数据点归一化为色散集合 $\overline{S_p}$ 和梯度集合 $\overline{T_p}$:

$$\overline{S_p} = \{\overline{\varepsilon}(x,y,1), \overline{\varepsilon}(x,y,2), \dots, \overline{\varepsilon}(x,y,N)\} \quad (13)$$

$$\overline{T_p} = \{\overline{\lambda}(x,y,1), \overline{\lambda}(x,y,2), \dots, \overline{\lambda}(x,y,N)\} \quad (14)$$

式中: $\overline{\varepsilon}(x,y,k)$ 表示像素点 p 归一化后的空间色散评价价值; $\overline{\lambda}(x,y,k)$ 表示像素点 p 归一化后的颜色梯度评价价值。

将 $\overline{S_p}$ 和 $\overline{T_p}$ 拟合上色散高斯函数 $s(k)$ 和梯度高斯函数 $t(k)$ 。

$$s(k) = e^{-\frac{(k-\mu_1)^2}{2\sigma_1^2}} \quad (15)$$

$$t(k) = e^{-\frac{(k-\mu_2)^2}{2\sigma_2^2}} \quad (16)$$

式中: μ_1, μ_2 表示色散高斯函数和梯度高斯函数的均值; σ_1, σ_2 表示色散高斯函数和梯度高斯函数的标准差。

将 $t(k)$ 作为先验函数, 将 $s(k)$ 作为似然函数, 根据贝叶斯统计原理, 将高斯后验分布函数 $F(k)$ 作为聚焦评价函数。

$$F(k) = \frac{t(k) \cdot s(k)}{\xi(k)} \quad (17)$$

式中: $\xi(k)$ 表示边际似然函数。

先验和似然函数都是高斯分布,按贝叶斯公式得到的后验分布也是高斯分布,并且后验分布曲线会更陡峭,提升了聚焦评价的响应速度和分辨率。

基于所构建的聚焦评价函数,进一步设计了完整的聚焦评价算法流程,如图 2 所示。首先,输入多聚焦图像序列以构建图像序列空间,并针对序列中每个像素位置建立对应的颜色向量空间模型。在该向量空间中分别计算色散矩阵与梯度矩阵,并沿空间模型的第三维度提取色散集合与梯度集合。随后,对集合中的数据进行归一化处理,并分别拟合得到满足高斯分布形式的色散曲线与梯度曲线。在此基础上,将色散曲线视为先验分布函数,将梯度曲线视为似然分布函数,依据贝叶斯理论构建后验分布函数,以此作为最终的聚焦评价函数。通过分析后验分布,提取对应的最佳聚焦值,并确定其所在的最佳聚焦位置。最后,对图像中所有像素点逐一执行上述过程,从而获得每个像素的最优聚焦值与最优聚焦位置,实现多聚焦图像序列的全局聚焦信息提取。

2 实验结果分析

本文选择了 Bre4d_var^[20]、DCT、GLV、SML、SWAV、Tenengrad、Brenner_M^[21] 和 Teng_DT^[22] 等 8 种聚焦评价算法,进行了仿真图像和真实图像的聚焦评价曲线和深度图的对比实验,以及聚焦评价函数的效率对比实验,并在仿真图像聚焦评价曲线实验中进行了抗噪声能力对比实验,通过实验结果对各个聚焦评价函数以及本文所提函数进行了具体分析。

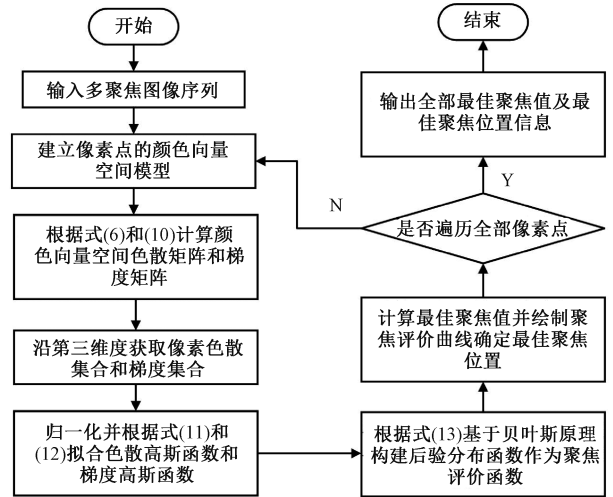


图 2 算法原理流程

Fig. 2 Algorithm principle flow chart

2.1 仿真实验

实验环境为 MATLAB (2020b),实验通过对 town、table 和 dino 3 组从模糊到清晰再到模糊的仿真图像序列进行聚焦评价,如图 3 所示,该序列是在 Honauer 等^[23]提出的 4D 光场数据集中,采用 light filed toolbox 中的 LFFiltShiftSum 函数对其进行光场重聚焦合成得到。图中选取的 5 张图像,分别聚焦在不同位置,能够大致体现整体图像序列的特征,3 组图像分别包含 36、38、38 张图像,图像大小为 512×512 pixels,分别选取这 3 个场景中处于不同的图像特征区域的一个像素点进行聚焦评价,选取像素点坐标分别为位于平滑区域的 town (70, 455)、位于复杂特征区域的 table (257, 99)、位于纹理丰富区域的 dino (339, 187)。



图 3 仿真图像序列

Fig. 3 Simulated image sequence

通过实验得到所选 3 组图像序列中指定像素点的聚焦评价曲线以及评价指标。由聚焦评价曲线图 4 可知,在 town 中的平滑区域点上, GLV、SML、SWAV 和 Teng_DT 均错误识别最佳聚焦点, GLV、DCT 和 Brenner_M 在右侧平缓区不够平缓;在 dino 的纹理丰富区域点上, DCT 错误识别最佳聚焦点, DCT 和 GLV 聚焦峰值陡峭

度不足,说明对聚焦度不够敏感, SML 和 SWAV 在低聚焦区域波动较大,说明抗噪声能力较弱,在 table 的复杂区域点上,对比算法在最佳聚焦点上均体现出较好的性能;本文所提算法在 3 个场景中的最佳聚焦点识别准确,聚焦峰值陡峭度和平缓区稳定性上均具有明显优势。

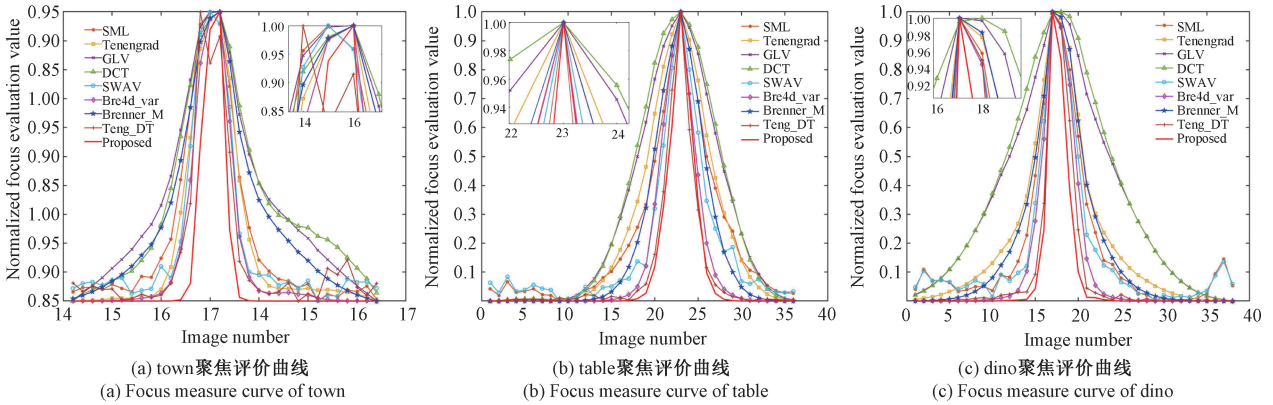


图 4 仿真图像聚焦评价曲线

Fig. 4 Focus measure curve of simulated image

表 1 仿真图像聚焦评价函数性能对比

Table 1 Comparison of the performance of the simulation image focus measure operators

Algorithm	S_e			S_p			S_v		
	town	table	dino	town	table	dino	town	table	dino
Bre4d_var	0.243 73	0.285 81	0.419 86	0.266 27	0.239 63	0.250 01	0.020 96	0.020 23	0.012 21
Brenner_M	0.228 02	0.140 36	0.213 22	0.093 47	0.155 72	0.126 85	0.029 36	0.024 99	0.023 33
DCT	0.204 68	0.046 63	—	0.077 49	0.102 18	—	0.030 00	0.023 83	—
GLV	—	0.054 13	0.067 18	—	0.101 28	0.070 35	—	0.027 58	0.030 84
SML	—	0.160 43	0.253 25	—	0.111 96	0.157 85	—	0.024 29	0.036 91
SWAV	—	0.244 66	0.330 43	—	0.152 45	0.177 19	—	0.022 53	0.033 14
Tenengrad	0.260 07	0.095 47	0.165 02	0.208 62	0.116 32	0.104 87	0.022 65	0.024 49	0.027 82
Teng_DT	—	0.529 04	1.008 36	—	0.286 99	0.354 07	—	0.015 05	0.018 58
本文	0.658 90	0.543 59	1.642 52	0.404 27	0.307 03	0.314 45	0.011 69	0.018 62	0.007 87

表 2 仿真图像聚焦评价函数效率对比

Table 2 Comparison of the efficiency of the simulation image focus measure operators

Time/s	Bre4d_var	DCT	GLV	SML	SWAV	Tenengrad	Brenner_M	Teng_DT	本文
town	0.440 3	167.2	0.246 3	0.186 9	0.723 3	0.180 9	0.687 3	0.393 7	0.217 0
table	0.512 8	190.5	0.285 3	0.215 7	0.813 6	0.210 1	0.794 9	0.447 1	0.238 1
dino	0.529 9	193.0	0.297 3	0.228 5	0.856 6	0.225 9	0.834 3	0.465 7	0.255 3

表 1 为图 4 中聚焦评价曲线的峰值灵敏度、陡峭度和平缓区波动量,其中“—”表示聚焦峰值位置预测错误。实验结果表明,本文所提算法无论是在最佳聚焦值检测准确性、聚焦敏感性还是平缓区稳定性均体现出较好的性能。

表 2 为仿真实验效率对比,由于本文算法对精度进行了重点提升,在性能上聚焦评价指标明显优于其他对

比方法的同时,在效率的损失上也控制在较好的范围内。

由于仿真数据集中不存在真实场景中的噪声信息,为了进一步对比聚焦评价算法的抗噪声干扰能力,在仿真数据集中添加随机高斯噪声,如图 5 所示。选择和上述无噪声仿真图片实验中相同的 3 个像素点,对加入噪声的仿真图像序列进行聚焦评价,聚焦评价曲线如图 6 所示。表 3 为图 6 中聚焦评价曲线的峰值灵敏度、陡峭

度和平缓区波动量。结果表明,在 3 个不同场景中,对比的 8 种方法由于加入高斯噪声的影响,平缓区出现不同程度的波动,其中 SML 和 SWAV 的波动最为强烈,证明其抗噪声干扰的性能最差,DCT、SML、SWAV 和 Teng_DT 在 town 场景中聚焦峰值计算错误,SML、SWAV 和 Brenner_M 在 table 场景中聚焦峰值计算错误,DCT 和 GLV 在 dino 场景中的陡峭度都大幅下降,而本文算法在受到噪声影响后,仍能准确计算出聚焦峰值,而且陡峭度和平缓区波动性在高斯噪声的干扰下依然表现出优于对

比实验中的多种评价算法,可以推断出本文算法在噪声下依然具有较高的性能,具有较强的抗噪声干扰能力。



图 5 带噪声仿真图像

Fig. 5 Simulated images with noise

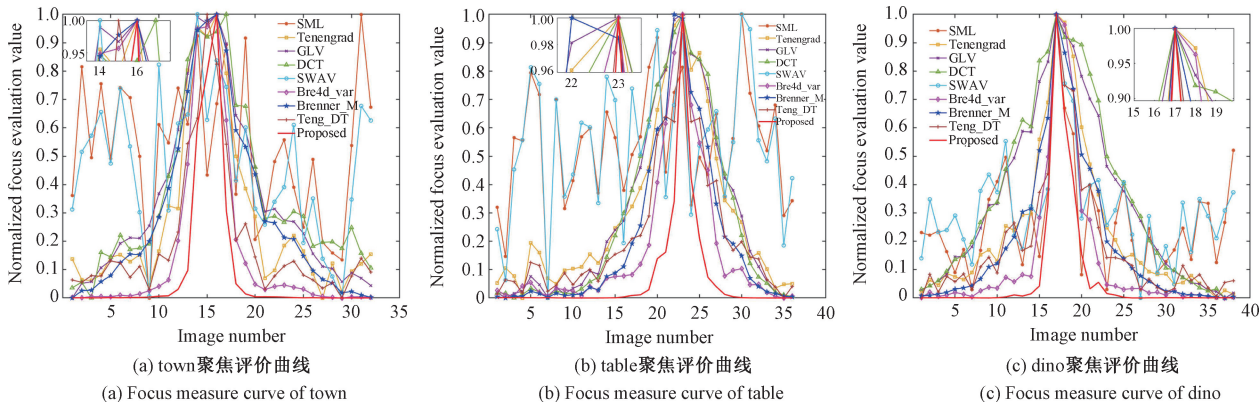


图 6 带噪声仿真图像聚焦评价曲线

Fig. 6 Focus measure curve for simulated images with noise

表 3 带噪声仿真图像聚焦评价函数性能对比

Table 3 Performance comparison of focus measure operators for simulated images with noise

Algorithm	S_e			S_p			S_v		
	town	table	dino	town	table	dino	town	table	dino
Bre4d_var	0.320 09	0.312 76	0.522 99	0.267 64	0.187 66	0.227 76	0.020 76	0.030 83	0.023 04
Brenner_M	0.185 03	—	0.366 54	0.090 95	—	0.105 08	0.037 44	—	0.022 45
DCT	—	0.113 00	0.120 61	—	0.102 04	0.070 34	—	0.022 51	0.031 53
GLV	0.174 60	0.120 93	0.036 53	0.081 11	0.093 94	0.069 38	0.027 26	0.029 51	0.028 47
SML	—	—	1.055 75	—	—	0.113 95	—	—	0.125 98
SWAV	—	—	0.965 57	—	—	0.045 31	—	—	0.124 55
Tenengrad	0.173 04	0.141 40	0.238 94	0.153 67	0.078 05	0.090 75	0.055 09	0.054 32	0.029 02
Teng_DT	—	0.608 30	0.807 36	—	0.096 29	0.110 23	—	0.035 60	0.036 89
本文	0.533 32	0.942 43	1.303 59	0.405 68	0.330 05	0.378 94	0.020 39	0.015 41	0.012 84

为了更全面地验证所提算法的性能,继续以上面 3 组多聚焦仿真图像序列作为实验目标,对仿真图像序列进行了三维重建实验。将本文算法与多种对比算法得到的深度图质量进行对比;利用式(18)和(19)分别计算高斯后验分布函数 $F(k)$ 的均值 μ_3 和方差 σ_3^2 ,并将 μ_3 作为 $p(x, y, k)$ 的最佳聚焦位置 $z_{best}(x, y)$ 。

$$\sigma_3^2 = \left(\frac{1}{\sigma_1^2} + \frac{1}{\sigma_2^2} \right)^{-1} \quad (18)$$

$$\mu_3 = \sigma_3^2 \left(\frac{\mu_1}{\sigma_1^2} + \frac{\mu_2}{\sigma_2^2} \right) \quad (19)$$

遍历图像中所有像素,获取每个像素点的最佳聚焦位置,并结合扫描间隔,利用式(20)计算仿真图像的相对深度图 $D(x, y)$ 。

$$D(x, y) = z_{min} + z_{best}(x, y) \cdot \Delta L \quad (20)$$

式中: z_{min} 表示相机在一组全部像素点由模糊到清晰再到模糊的图像序列 I_k 中的扫描下限,即扫描第一张图像时物体所在位置,由于仿真图像的扫描下限未知,故设 z_{min} 为 0; ΔL 表示扫描的步长。

为抑制噪声干扰,对初始深度图进行中值滤波处理,设置滑动窗口大小为 3×3 ,剔除离群点并平滑局部波动,并利用式(21)对 中值滤波后的深度图 $I(x, y)$ 进行引导

滤波, 获取最终优化后的深度图 $D_f(x, y)$ 。

$$D_f(x, y) = \alpha_w \cdot I(x, y) + \beta_w \quad (21)$$

式中: α_w 和 β_w 为窗口 w 内的线性系数, 通过求解最小化

窗口内深度图与引导图的均方误差, 再逐像素加权平均, 保留深度图的边缘细节并抑制噪声, 最终输出优化后的深度图 $D_f(x, y)$, 如图 7 所示。

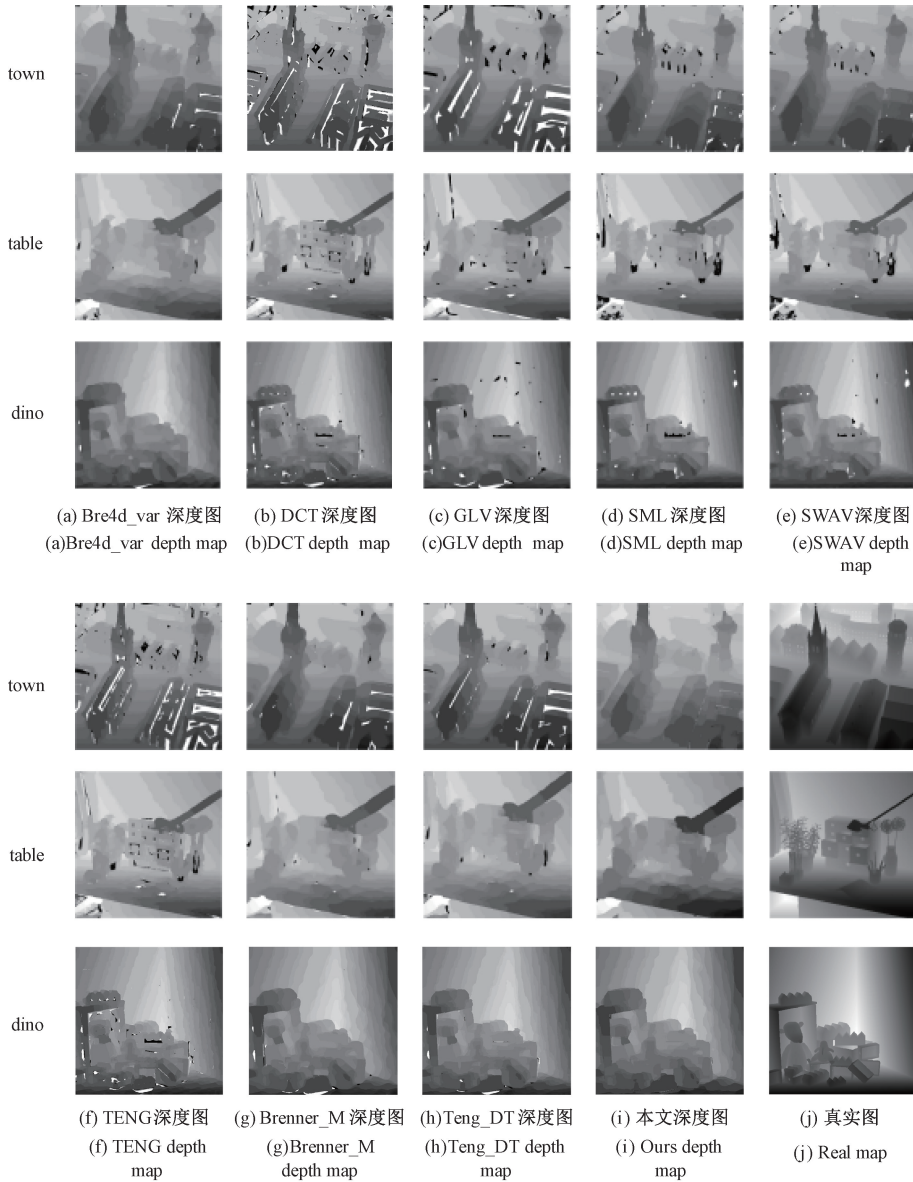


图 7 真实深度参考图和重建深度图对比

Fig. 7 Comparison of true depth reference map and reconstructed depth map

通过深度图可以看出, 这 8 种聚焦评价函数的深度图在多处区域均出现了像素值突变, 导致深度图不连续, 而本文所提的聚焦评价算法所生成的深度图全局深度值都是连续的, 像素值突变情况基本没有发生。将所有方法生成的深度图与仿真生成的真实深度图进行对比, 以均方误差 (mean squared error, MSE)、相关系数 (correlation coefficient, CORR) 和结构相似性 (structural similarity,

SSIM) 为评价指标, 对深度图质量进行定量评估, 结果如表 4 所示。分析表 4 数据可以看出, 相较于其他几种聚焦评价算法, 本文所提的基于颜色空间色散和梯度的聚焦评价算法重建的深度图更加接近真实深度图, 在均方误差、相关系数和结构相似性 3 个评价指标上都取得了更好的效果, 对于一些颜色信息丰富且具有丰富纹理特征和细节的复杂场景, 所提算法的深度图重建效果具有更好的性能。

表 4 仿真图像深度图对比
Table 4 Comparison of simulated image depth maps

Algorithm	RMSE			CORR			SSIM		
	town	table	dino	town	table	dino	town	table	dino
Bre4d_var	0.2100 1	0.221 78	0.142 95	0.770 58	0.705 17	0.846 16	0.367 72	0.517 27	0.603 93
Brenner_M	0.218 19	0.217 85	0.155 23	0.755 70	0.711 16	0.811 71	0.351 92	0.481 57	0.573 86
DCT	0.283 34	0.286 97	0.210 03	0.523 72	0.635 26	0.709 78	0.321 84	0.324 17	0.425 82
GLV	0.304 54	0.254 08	0.235 09	0.482 01	0.686 99	0.730 28	0.315 65	0.394 79	0.483 67
SML	0.226 78	0.259 86	0.186 19	0.749 51	0.680 27	0.766 73	0.344 26	0.448 63	0.492 13
SWAV	0.214 51	0.246 43	0.161 38	0.804 86	0.691 10	0.799 38	0.360 09	0.459 96	0.501 45
Tenengrad	0.282 16	0.277 06	0.208 46	0.527 29	0.635 32	0.712 71	0.323 07	0.326 83	0.423 59
Teng_DT	0.219 26	0.217 89	0.151 42	0.734 73	0.715 03	0.822 52	0.357 15	0.492 15	0.567 35
本文	0.188 96	0.212 92	0.128 51	0.847 92	0.737 80	0.877 25	0.454 77	0.557 79	0.632 79

2.2 真实场景实验

本文使用基恩士 VHX-7000 数码显微系统采集晶圆表面和硬币表面的显微图像序列作为目标。

进行真实实验时,通过调节显微物镜按固定的步长在竖直方向上逐渐远离或靠近目标,从起始点开始到终止点结束,每移动一个步长的距离拍摄一幅图像,最后形成一组从模糊到清晰再到模糊的图像序列,显微图像的大小为 $1\ 536 \times 2\ 048$ pixels。采集硬币时,扫描距离为 $d \in (0, 320)$ μm ,步长为 $\Delta l = 8$ μm ,像素点(285, 385)在第 22 帧时清晰成像;采集晶圆表面时,扫描距离为 $d \in (0, 280)$ μm ,步长为 $\Delta l = 7$ μm ,像素点(720, 405)在第 24 帧时清晰成像;图 8 中展示部分图像序列。通过使用所

提算法获得真实图像的聚焦评价函数,如图 9 所示。由图 9(a)可知,所选像素点位于硬币表面粗糙图像区域, Tenengrad 和 Teng_DT 峰值右侧均出现与峰值接近的次峰值,尽管峰值灵敏度很高,但计算出错误峰值的概率同样较高;SML 和 SWAV 聚焦峰值计算错误,且在平缓区出现波动,由图 9(b)可知,所选像素点位于晶圆表面深度突变区, Brenner_M 和 GLV 聚焦峰值计算错误;GLV 和 DCT 出现轻微双峰值现象;SML 和 SWAV 在平缓区域出现波动,说明算法稳定性较弱,对噪声信息的抑制性较弱;而在这两种复杂场景中,本文算法均表现出良好性能,可以准确计算最佳峰值位置,在平缓区域波动幅度非常小,聚焦评价曲线的收敛速度也极快,可以适应复杂场景。

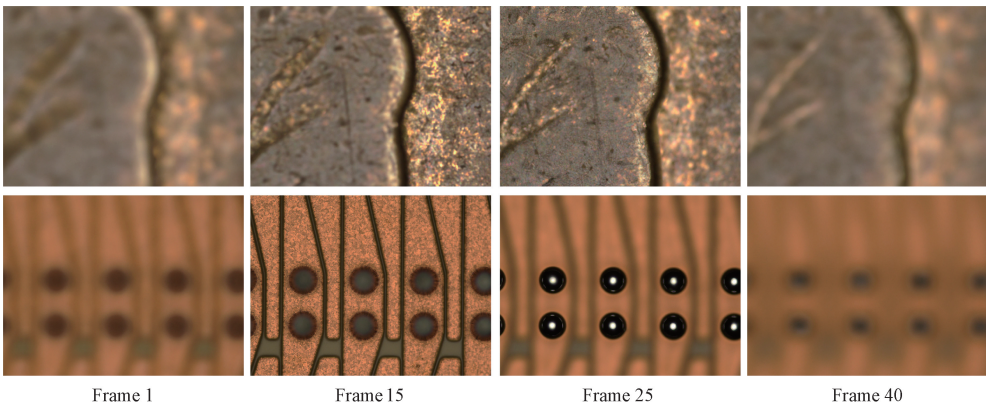


图 8 真实图像的多聚焦序列

Fig. 8 Multi-focus sequence of real images

通过对各算法的聚焦评价曲线进行分析,并计算其对应的 3 个评价指标,如表 5 所示。数据表明,本文所提聚焦评价算法对显微图像进行聚焦评价,得到的曲线最佳峰值更加准确,陡峭度也表现出成倍数的提升,而且平缓区域更加稳定,几乎不存在波动,验证了所提算法具有更准确的峰值灵敏度,更快速的聚焦响应度和更稳定的

抗噪声能力。

为了评估所提算法性能,在 3 类场景中,针对不同复杂度的图像区域开展了对比实验,如表 6 所示。结果表明,本算法在聚焦精度方面具有显著优势,各项聚焦评价指标均明显优于其他对比方法,同时计算效率被有效控制可在可接受的范围内。

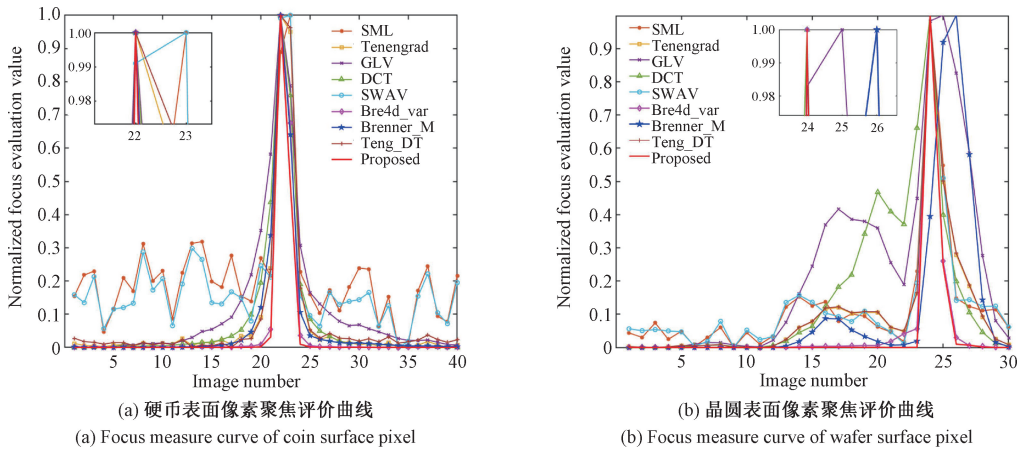


图 9 真实图像的聚焦评价曲线

Fig. 9 Focus evaluation curves for real images

表 5 真实图像中聚焦评价函数性能对比

Table 5 Performance comparison of focus measure operators in real images

Algorithm	S_e		S_p		S_v	
	Coin	Wafer	Coin	Wafer	Coin	Wafer
Bre4d_var	2.905 48	2.853 69	0.433 87	0.740 51	0.015 63	0.013 71
Brenner_M	1.465 47	—	0.546 68	—	0.020 15	—
DCT	2.090 71	1.504 38	0.345 79	0.161 04	0.020 25	0.011 89
GLV	1.068 03	—	0.287 38	—	0.021 13	—
SML	—	0.824 84	—	0.275 98	—	0.043 55
SWAV	—	0.961 37	—	0.280 24	—	0.042 81
Tenengrad	2.061 12	1.009 61	0.508 41	0.413 24	0.026 04	0.044 45
Teng_DT	2.021 43	3.022 89	0.242 73	0.411 53	0.015 63	0.045 38
本文	4.242 15	3.063 61	0.809 24	0.753 91	0.003 37	0.004 82

表 6 真实图像聚焦评价函数效率对比

Table 6 Comparison of the efficiency of the real image focus measure operators

Time/s	Bre4d_var	DCT	GLV	SML	SWAV	Tenengrad	Brenner_M	Teng_DT	本文
Coin	4.409 5	2 262.7	2.578 1	1.833 3	7.334 5	1.865 3	7.459 2	4.059 4	2.048 0
Wafer	3.424 1	1 712.3	1.978 9	1.501 7	5.698 0	1.479 4	5.852 9	3.200 0	1.579 0

为了进一步验证本文所提聚焦评价算法的精度,对真实图像进行深度图重建^[24],由于通过最佳峰值搜索找到最佳峰值对应的图像索引值是离散信息,无法准确估计真实场景中连续的深度信息,所以对每个像素点的聚焦评价函数进行拟合^[25],对拟合后的聚焦评价函数重新找到最佳峰值对应的连续并归一化后的深度信息^[26],最后形成深度值连续的深度图,这样的深度图更加接近真实深度图^[27]。图 10 所示为硬币和晶圆表面通过本文算法重建的不同视角的深度图。

为了验证聚焦评价函数的精度,采用基恩士 VHX-7000 精密设备重建的深度图作为真实深度图,如图 11 所示,硬币表面的真实深度值差值为 70.30 μm ,晶圆表面的

真实深度值差值为 111.39 μm ;在深度图的两个不同高度平面上分别取一个面积相同的小区域,硬币表面高平面取(1 000 : 1 200,800 : 1 000)区域,低平面取(1 600 : 1 800,800 : 1 000)区域,由于晶圆高度变化较快,所以选取的区域不宜太大,晶圆表面高平面取(900 : 1 000,700 : 800)区域,低平面取(900 : 1 000,200 : 300)区域。计算两个区域的平均深度值的差值,并与真实深度图的差值进行对比,通过计算得到硬币的深度差为 67.258 μm ,与真值偏差为 3.042 μm ,相对误差为 4.33%;晶圆表面的高度差为 116.512 μm ,与真值偏差为 5.122 μm ,相对误差为 4.59%,所选区域的深度值分布如图 12 所示,进一步证明了所提的聚焦评价算法具备良好的性能。

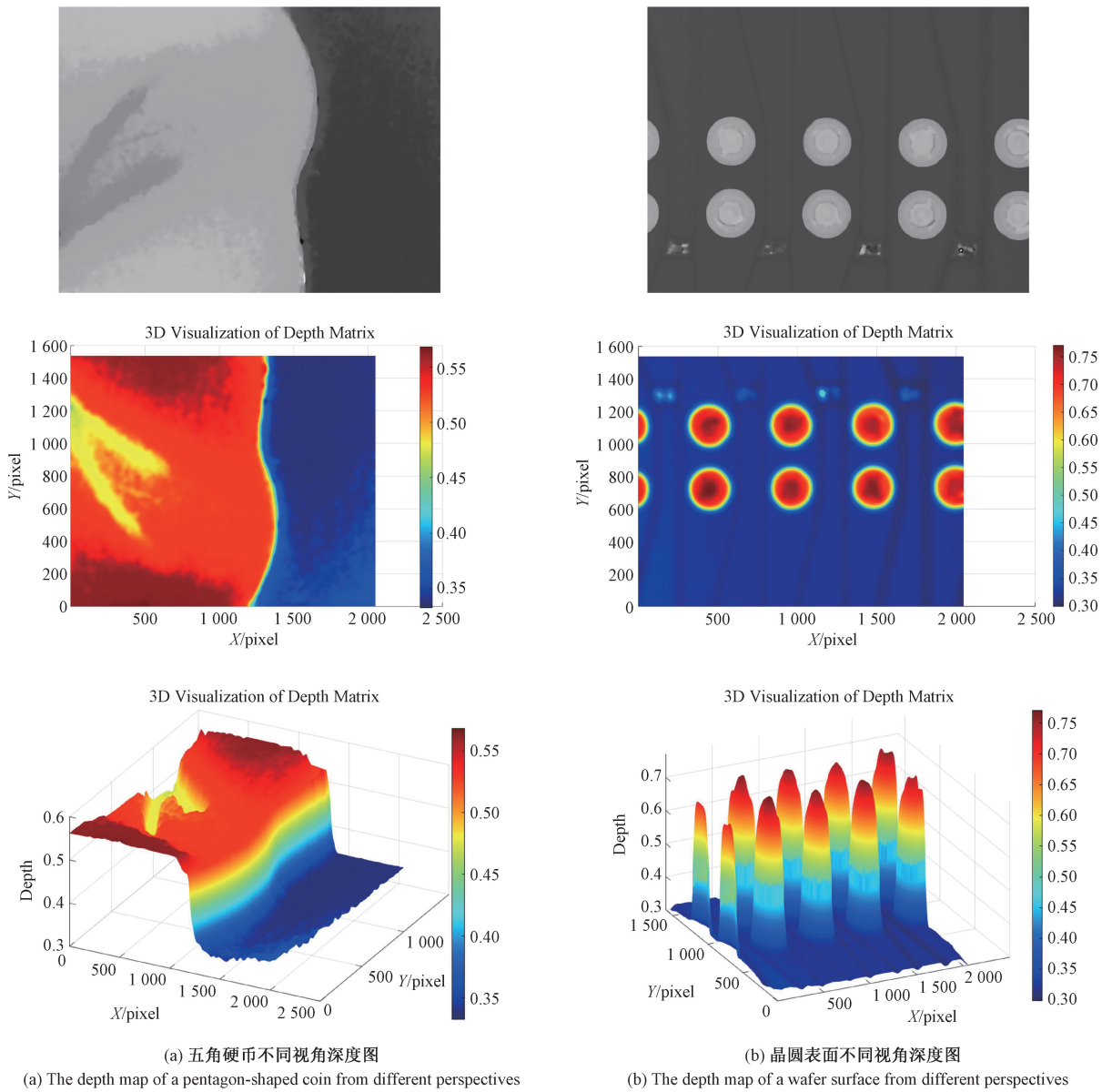


图 10 真实图像不同视角归一化深度图

Fig. 10 Normalized depth map of real image with different viewpoints

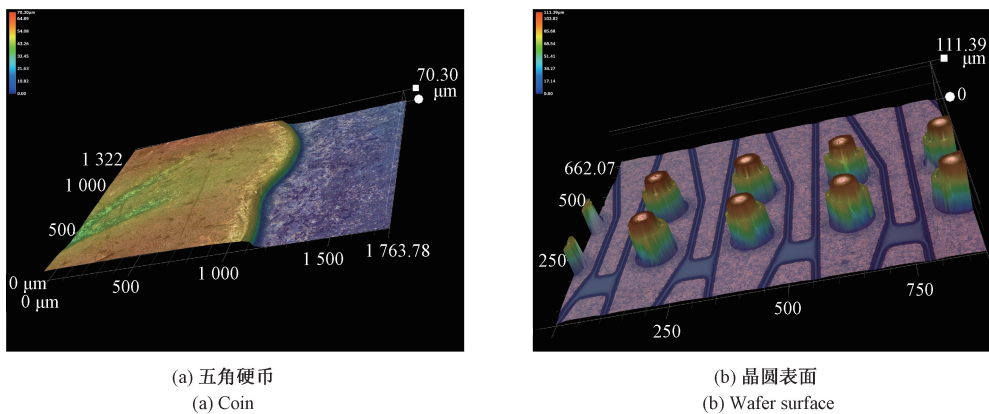


图 11 VHX-7000 真实深度图

Fig. 11 VHX-7000 true depth map

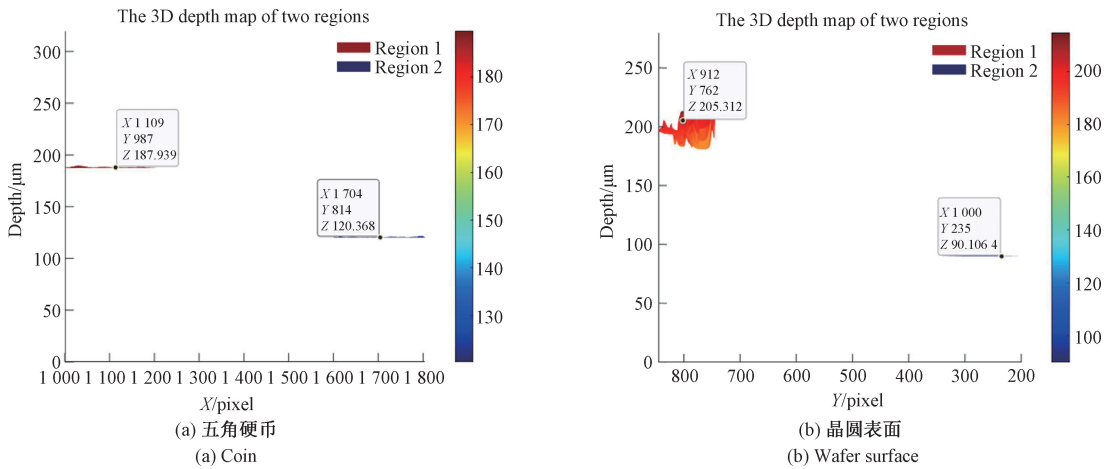


图 12 所选区域深度值分布图

Fig. 12 Distribution of depth values in selected areas

3 结 论

针对传统聚焦评价算法由彩色图像向灰度图像转换过程中造成的彩色像素值丢失问题,提出了一种直接在彩色空间中进行空间色散和彩色梯度融合的聚焦评价方法。该算法可以直接应用于彩色图像,在 RGB 空间中直接计算聚焦评价价值,避免了颜色空间向灰度空间映射时产生误差,并且充分利用颜色相关性,提高了聚焦评价函数的稳定性和灵敏性;通过空间色散和彩色梯度结合的方式使聚焦评价算法对不同复杂程度区域均具有良好效果。实验结果表明,所提算法与 8 种聚焦评价算法相比,在仿真图像和真实显微图像上都获得了更好的聚焦评价衡量指标,并且在显微图像的深度图重建上也取得了良好的效果。

综上所述,所提聚焦评价算法能够有效解决传统算法在彩色图像中因颜色信息丢失而产生的聚焦评价不准确问题,显著提升聚焦评价算法的精度与鲁棒性。该算法在彩色显微图像的深度图重建中展现出良好的应用潜力,同时也适用于多焦点医学影像融合、多视点三维重建等任务,具有较高的工程实用价值与推广意义。

参考文献

- [1] WANG Y Z, CHEN K X, JIA H R, et al. A multi-field shape-from-focus recovery framework for applications involving small scales[J]. Optics and Laser Technology, 2025, 184: 112563.
- [2] QIAN J H, XUE F, WANG T Z, et al. Combining SfM and deep learning to construct 3D point cloud models of shield tunnels and realize spatial localization of water leakages[J]. Measurement, 2025, 250: 117114.
- [3] SUN J H, ZHANG Y, CHENG X Q. A high precision 3D reconstruction method for bend tube axis based on binocular stereo vision [J]. Optics Express, 2019, 27(3): 2292-2304.
- [4] 刘今越,刘佳斌,贾晓辉,等. 基于面结构光投影法的刀具几何参数测量研究[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(5): 1276-1284.
- LIU J Y, LIU J B, JIA X H, et al. Research on tool geometry parameter measurement based on surface structured light projection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(5): 1276-1284.
- [5] JU Y K, PENG Y X, JIAN M W, et al. Learning conditional photometric stereo with high-resolution features[J]. Computational Visual Media, 2022, 8(1): 105-118.
- [6] SCHLARP J, CSENCICS E, SCHITTER G. Optical scanning of a laser triangulation sensor for 3-D imaging[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 69(6): 3606-3613.
- [7] ALI U, Mahmood M T. Robust focus volume regularization in shape from focus[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 7215-7227.
- [8] FU B Y, HE R ZH, YUAN Y L, et al. Shape from focus using gradient of focus measure curve[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2023, 160: 107320.
- [9] YAN T, HU ZH G, QIAN Y H, et al. 3D shape reconstruction from multifocus image fusion using a multidirectional modified Laplacian operator[J]. Pattern Recognition, 2020, 98: 107065.
- [10] JANG H S, YUN G, MUTAHIRA H, et al. A new focus measure operator for enhancing image focus in 3D shape

- recovery [J]. *Microscopy Research Technique*, 2021, 84(10): 2483-2493.
- [11] LIU L. Image focus measure based on slant transform and variance [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2021, 29(7): 1731-1739.
- [12] 熊锐, 顾乃庭, 徐洪艳. 一种适应多方向灰度梯度变化的自动对焦评价函数 [J]. *激光与光电子学进展*, 2022, 59(4): 373-380.
- XIONG R, GU N T, XU H Y. An auto-focusing evaluation function adapted to multi-directional gray gradient change [J]. *Laser and Optoelectronics Progress*, 2022, 59(4): 373-380.
- [13] 朱倩, 姜威, 贾晔焯, 等. 梯度与相关性结合的自动聚焦算法 [J]. *光学技术*, 2016, 42(4): 329-332.
- ZHU Q, JIANG W, BEN X Y. Auto-focusing algorithm based on gradient and correlation [J]. *Optical Technique*, 2016, 42(4): 329-332.
- [14] RAJEVENCELTHA J, GAIDHANE V H. A novel approach for image focus measure [J]. *Signal, Image and Video Processing*, 2021, 15(3): 547-555.
- [15] MUTAHIRA H, AHMAD B, MUHAMMAD M S, et al. Focus measurement in color space for shape from focus systems [J]. *IEEE Access*, 2021, 9: 103291-103310.
- [16] 史艳琼, 杨永辉, 查昭, 等. 彩色叠焦显微颜色空间聚焦评价算法 [J]. *光电工程*, 2024, 51(7): 64-77.
- SHI Y Q, YANG Y H, ZHA ZH, et al. Color space focusing evaluation algorithm for color overlay microscopy [J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2024, 51(7): 64-77.
- [17] CHATOUX H, RICHARD N, LECELLIER F, et al. Gradient in spectral and color images: from the Di Zeno initial construction to a generic proposition [J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2019, 36(11): C154-C165.
- [18] HURTADO-PÉREZ R, TOXQUI-QUITL C, PADILLA-VIVANCO A, et al. Focus measure method based on the modulus of the gradient of the color planes for digital microscopy [J]. *Optical Engineering*, 2018, 57(2): 023106-023106.
- [19] BAI X ZH, ZHANG Y, ZHOU F G, et al. Quadtree-based multi-focus image fusion using a weighted focus-measure [J]. *Information fusion*, 2015, 22: 105-118.
- [20] 董正琼, 杨清锋, 黄贤文, 等. 基于梯度方差聚焦评价的三维显微测量方法 [J]. *激光与光电子学进展*, 2024, 61(14): 124-130.
- DONG ZH Q, YANG Q F, HUANG X W, et al. Three-dimensional microscopic measurement method based on gradient variance focus evaluation [J]. *Laser and Optoelectronics Progress*, 2024, 61(14): 124-130.
- [21] 吴昂, 卢荣胜. 叠焦三维显微视觉测量聚焦评价算法研究 [J]. *计测技术*, 2023, 43(1): 102-111.
- WU ANG, LU R SH. Research on focus measure algorithm of focus stacking 3D microscopic vision measurement [J]. *Metrology and Measurement Technology*, 2023, 43(1): 102-111.
- [22] 张沛东, 刘巍, 王文琪, 等. 基于聚焦深度法的刀具几何参数三维测量方法 [J]. *红外与激光工程*, 2023, 52(4): 252-261.
- Zhang P D, Liu W, Wang W Q, et al. Three-dimensional measurement of geometrical parameters of cutting tools based on depth from focus method [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2023, 52(4): 252-261.
- [23] HONAUER K, JOHANSEN O, KONDERMANN D, et al. A dataset and evaluation methodology for depth estimation on 4D light fields [C]. *Asian Conference on Computer Vision*, Cham: Springer International Publishing, 2016: 19-34.
- [24] 李梅, 张旭东, 孙锐, 等. 结合深度线索和几何结构的稀疏光场密集重建 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, 37(3): 1-10.
- LI M, ZHANG X D, SUN R, et al. Sparse light fields dense reconstruction combining depth cues and geometric structures [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2023, 37(3): 1-10.
- [25] 王文琪, 刘巍, 刘洋, 等. 基于双拟合优化的聚焦深度三维形貌测量方法 [J]. *仪器仪表学报*, 2023, 44(11): 30-38.
- WANG W Q, LIU W, LIU Y, et al. Shape from focus 3D topography measurement method based on dual-fitting optimization [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2023, 44(11): 30-38.
- [26] 刘韵婷, 高宇, 戴佳霖, 等. 融合 ECA 注意力层和轻量正则化的多视图三维重建 [J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(7): 179-186.
- LIU Y T, GAO Y, DAI J L, et al. Multi-view 3D reconstruction combining ECA attention layer and lightweight regularization [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(7): 179-186.
- [27] 郑好, 段发阶, 白子博, 等. 一种基于重投影和 3D-DIC 的曲面变形测量方法 [J]. *仪器仪表学报*, 2024, 45(8): 268-285.
- ZHENG H, DUAN F J, BAI Z B, et al. A surface

deformation measurement method based on reprojection and 3D-DIC [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(8): 268-285.

作者简介



史艳琼, 1999 年于安徽理工大学获得学士学位, 2005 年于合肥工业大学获得硕士学位, 2012 年于合肥工业大学获得博士学位。现为安徽建筑大学副教授, 主要研究方向为机器视觉技术及应用、机器人视觉感知与控制技术等研究。

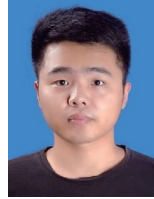
E-mail: yqshi@ahjzu.edu.cn

Shi Yanqiong received her B. Sc. degree from Anhui University of Technology in 1999, and M. Sc. degree from Hefei University of Technology in 2005, and Ph. D. degree from Hefei University of Technology in 2012. Now she is an associate professor in Anhui University of Architecture. Her main research interests include machine vision technology and applications, robot vision perception and control technology, etc.



徐乙喆(通信作者), 2023 年于安徽建筑大学获得学士学位, 现为安徽建筑大学硕士生, 主要研究方向为机器视觉、图像融合等。
E-mail: 2698361576@qq.com

Xu Yizhe (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Anhui University of Architecture in 2023. Now he is a M. Sc. candidate at Anhui University of Architecture. His main research interests include machine vision, image fusion, etc.



杨永辉, 2022 年于安徽建筑大学获得学士学位, 现为安徽建筑大学硕士生, 主要研究方向为机器视觉、三维重建等。
E-mail: 1213814242@qq.com

Yang Yonghui received his B. Sc. degree from Anhui University of Architecture in 2022. Now he is a M. Sc. candidate at Anhui University of Architecture. His main research interests include machine vision, three-dimensional reconstruction, etc.