

光电工程

Opto-Electronic Engineering

中文核心期刊 中国科技核心期刊
Scopus CSCD

彩色叠焦显微颜色空间聚焦评价算法

史艳琼, 杨永辉, 查昭, 朱广, 郑禹

引用本文:

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): 240078.

Shi Y Q, Yang Y H, Zha Z, et al. Color space focusing evaluation algorithm for color overlay microscopy[J]. *Opto-Electron Eng*, 2024, 51(7): 240078.

<https://doi.org/10.12086/oe.2024.240078>

收稿日期: 2024-03-29; 修改日期: 2024-06-19; 录用日期: 2024-06-19

相关论文

远场合成孔径计算光学成像技术: 文献综述与最新进展

李晟, 王博文, 管海涛, 梁坤瑶, 胡岩, 邹燕, 张许, 陈钱, 左超
光电工程 2023, 50(10): 230090 doi: [10.12086/oe.2023.230090](https://doi.org/10.12086/oe.2023.230090)

光纤集成化高分辨率无标记差分显微成像系统

罗昊, 侯梦蝶, 徐良, 杨臻垚, 匡翠方, 曾祥龙, 朱大钊
光电工程 2023, 50(12): 230181 doi: [10.12086/oe.2023.230181](https://doi.org/10.12086/oe.2023.230181)

基于相变材料 $\text{Ge}_2\text{Sb}_2\text{Se}_4\text{Te}_1$ 的可切换边缘检测与聚焦成像超表面

胡杰, 唐紫依, 蓝翔, 邓钦荣, 张汶婷, 黄奕嘉, 李玲
光电工程 2023, 50(8): 220284 doi: [10.12086/oe.2023.220284](https://doi.org/10.12086/oe.2023.220284)

光片荧光显微镜研究进展

张子建, 徐欣, 王吉祥, 叶虹, 张欣, 史国华
光电工程 2023, 50(5): 220045 doi: [10.12086/oe.2023.220045](https://doi.org/10.12086/oe.2023.220045)

更多相关论文见光电期刊集群网站 



<http://cn.ojournal.org/oe>



OE_Journal



Website

DOI: 10.12086/oe.2024.240078

彩色叠焦显微颜色空间 聚焦评价算法

史艳琼, 杨永辉*, 查 昭, 朱 广, 郑 禹

安徽建筑大学机械与电气工程学院, 安徽 合肥 230601

摘要: 聚焦评价是叠焦扩展显微景深的关键, 为了准确快速地获取叠焦图像序列像素点聚焦位置, 生成高质量全聚焦图像, 提出了一种基于颜色向量空间的聚焦评价算法。该算法直接在 RGB 向量空间中计算彩色图像梯度, 充分利用了颜色通道间的相关性, 避免了传统聚焦评价算法将彩色图转化为灰度图时造成的信息损失, 且相较于彩色分量梯度的简单叠加具有更高的准确度; 将中心像素与邻域像素在 RGB 空间的曼哈顿距离均值作为聚焦评价权值, 可增强聚焦部分的敏感度, 降低离焦部分的评价值, 使聚焦评价曲线特性趋向理想化。选取空域、频域和统计学中 7 种聚焦评价算法与所提算法进行性能对比实验, 结果表明: 所提算法在仿真图像和真实显微图像中, 具有更好的灵敏度、聚焦分辨力和抗噪声能力, 曲线特性提升显著, 应用于显微镜景深扩展可进一步提升叠焦大景深成像的质量。

关键词: 聚焦评价; 叠焦图像融合; 颜色空间; 景深; 彩色图像梯度; 显微镜

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

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): 240078

Shi Y Q, Yang Y H, Zha Z, et al. Color space focusing evaluation algorithm for color overlay microscopy[J]. *Opto-Electron Eng*, 2024, 51(7): 240078

Color space focusing evaluation algorithm for color overlay microscopy

Shi Yanqiong, Yang Yonghui*, Zha Zhao, Zhu Guang, Zheng Yu

School of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei, Anhui 230601, China

Abstract: Focusing evaluation is the key to extending the depth of field in microscopy with stacked focus. To accurately and quickly obtain the pixel focusing position of the stacked focus image sequences and generate high-quality all-in-focus images, a focusing evaluation algorithm based on color vector space is proposed. This algorithm directly calculates color image gradients in the RGB vector space, fully utilizing the correlation between color channels, avoiding the information loss caused by traditional focus evaluation algorithms when converting color images into grayscale images, and has higher accuracy compared to simple stacking of color component gradients; Using the average Manhattan distance between the center pixel and neighboring pixels in RGB space as the focus evaluation weight can enhance the sensitivity of the focusing part, reduce the evaluation value of the defocused part, and make the focus evaluation curve characteristics tend to be idealized. Seven focusing evaluation algorithms in spatial domain, frequency domain, and statistics were selected for performance comparison experiments with the proposed algorithm. The results indicate that the proposed algorithm has better sensitivity, focusing resolution, and noise resistance in simulated and real microscopic images. The curve characteristics were

收稿日期: 2024-03-29; 修回日期: 2024-06-19; 录用日期: 2024-06-19

基金项目: 安徽省科技重大专项 (202203a05020022); 安徽建筑大学校引进人才及博士启动基金 (2019QDZ16)

*通信作者: 杨永辉, 1213814242@qq.com

版权所有©2024 中国科学院光电技术研究所

significantly improved, and its application in microscope depth extension can further improve the quality of stacked focal large-depth imaging.

Keywords: focusing evaluation; focus stacking image fusion; color space; depth of field; color image gradient; microscope

1 引言

显微镜作为一种高放大倍数的精密光学仪器,具有景深小、视野窄的特点^[1],特别是在放大倍率高和数值孔径大的情况下,轻微的离焦就会导致视野中目标模糊或消失,很难通过显微镜直接拍摄出一幅所有目标全部聚焦清晰的图像^[2]。在光学成像领域中,可通过扩展显微景深解决此问题^[3],最常用手段有叠焦、波前编码和空间光调制等^[4-6]。

叠焦扩展显微景深的关键步骤是通过光学成像系统对被测对象按一定步长进行离散扫描切片成像,获取多聚焦图像序列后,利用聚焦评价函数计算每一个像素点清晰度最大时所处的图像序号,提取每个像素点对应图像序列中的最佳聚焦点,对其进行融合从而得到全聚焦图像^[7]。因此,聚焦评价函数性能的优劣直接影响叠焦大景深成像的质量。

目前主流的聚焦评价函数主要分为空域、频域、统计学以及信息学四大类。空域聚焦评价函数以图像的梯度信息为依据对图像像素清晰度进行评价,梯度越大表示图像边缘越清晰;频域函数依据图像高频信息的多少来判断聚焦程度,高频信息越丰富,图像边缘的细节和轮廓越清晰;信息学方法将图像信息熵作为清晰度评价依据,熵值越大,光能量分布越集中,图像越清晰^[8];统计学方法将灰度分布直方图作为清晰度评价依据,表现为直方图集中度越低,分布范围越大,图像越清晰。

为提升聚焦评价的稳定性和准确性,国内外学者对传统聚焦评价函数进行了改进。梁鑫等^[9]针对岩石薄片显微测量中聚焦评价问题,将中频滤波与 Laplacian 算子结合,提出了一种可有效降低局部极值对搜索聚焦值影响的聚焦评价算法;中国科学院大学熊锐等^[10]为提高微纳结构显微测量的灵敏度和对焦稳定性,将 Brenner 算子和 Roberts 算子相结合,提出了一种在不同边缘方向对焦性能均表现良好的聚焦评价函数;吕美妮等^[11]为解决环境光线变化对显微镜自动聚焦的影响,提出了一种结合频域离散余弦变换和空域局部标准差的聚焦评价算法,该算法可以在低照度条件

下保持良好的聚焦评价函数曲线特性;Mahmood^[12]提出了一种跨尺度融合的聚焦评价算法,该算法引入高斯金字塔对图像序列进行多分辨率处理,再自下而上融合得到增强后的聚焦值,提升了微观物体形貌恢复的精度;Shim^[13]提出了一种基于切向平面邻域像素的聚焦评价方法,解决了传统评价方法不能准确判断微观弯曲物体聚焦程度的问题。以上这些方法从不同方面改善了显微测量中聚焦评价函数的性能,但大多都是仅基于图像灰度值进行图像清晰度评价,忽略了彩色图像转化为灰度图像造成的信息损失,导致聚焦评价结果不够准确。

为提高彩色叠焦显微中聚焦评价的准确性和稳定性,本文提出了一种基于颜色向量空间的聚焦评价算法。相较于传统聚焦评价算法使用灰度值变化程度作为清晰度判断标准,所提方法使用颜色空间计算彩色图像的梯度,保留图像彩色信息,充分利用多通道梯度相关性,提高了聚焦评价的准确度和灵敏度,有效解决了传统方法在颜色种类丰富、纹理复杂的图像中聚焦评价结果不准确的问题。

2 传统聚焦评价函数及性能评价指标

2.1 传统聚焦评价函数

聚焦评价函数是叠焦测量应用的重要基础,其中应用较广泛的有 5 种算法^[14],分别是空域类的修正拉普拉斯能量和算子 (sum of modified laplacian, SML)、Tenengrad 梯度算子;频域类的基于离散余弦变换 (discrete cosine transform, DCT)、基于小波系数和 (sum of wavelet coefficients, SWAV) 评价函数;统计学中基于灰度方差 (gray level variance, GLV) 评价函数。

SML^[15]评价函数采用二阶梯度作为聚焦评价依据,常用于处理纹理图像。在 $N \times N$ 图像窗口内,用 SML 计算像素点 (x, y) 在变焦图像序列第 t 帧图像上的聚焦评价函数值。

$$FM_{SML}(x, y, t) = \sum_{(i, j, t) \in \Omega(x, y)} |2I(i, j, t) - I(i - s, j, t) - I(i + s, j, t)| + |2I(i, j, t) - I(i, j - s, t) - I(i, j + s, t)|, \quad (1)$$

式中: $\Omega(x, y, t)$ 表示第 t 帧图像中以 (x, y) 为中心的局部窗口, 大小为 $N \times N$, $I(i, j, t)$ 表示第 t 帧图像上像素点 (i, j) 的灰度值, s 表示步长。

Tenengrad^[16] 评价函数采用 Sobel 算子统计目标像素附近邻域像素沿水平和垂直方向的梯度, 作为该像素的聚焦评价价值。

$$FM_{TEN}(x, y, t) = \sum_{(i, j, t) \in \Omega(x, y, t)} [I_x^2(i, j, t) + I_y^2(i, j, t)], \quad (2)$$

式中: I_x 表示水平梯度, I_y 表示垂直梯度。

SWAV^[17] 评价函数计算图像在水平、垂直和对角方向上一阶导数的小波系数绝对值和, 作为图像清晰度评价依据。

$$FM_{SWAV}(x, y, t) = \sum_{(i, j, t) \in \Omega(x, y, t)} |W_{LH1}(i, j, t)| + |W_{HL1}(i, j, t)| + |W_{HH1}(i, j, t)|. \quad (3)$$

基于 DCT^[18] 变换的算子用余弦变换系数表示图像高频分量, 利用高频分量计算像素聚焦评价价值。

$$FM_{DCT}(x, y, t) = \frac{1}{N^2} \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} (u+v) C_{x,y}(u, v), \quad (4)$$

式中: $C_{x,y}(u, v)$ 表示余弦变换的系数矩阵。

GLV^[19] 评价函数采用像素邻域内整体灰度的统计学特征作为图像清晰度评价依据。

$$FM_{GLV}(x, y, t) = \sum_{(i, j, t) \in \Omega(x, y, t)} [I(i, j, t) - \mu_{\Omega}(x, y, t)]^2, \quad (5)$$

式中: $\mu_{\Omega}(x, y, t)$ 表示局部窗口内邻域像素灰度均值。

2.2 性能评价指标

理想的聚焦评价曲线具有单峰、灵敏度高、鲁棒性好和响应速度快的特性, 如图 1 所示。针对以上特点, 为了定量地衡量一个聚焦评价函数的性能好坏, 本文选用峰值灵敏度 S_e 、陡峭度 S_p 和平缓区波动量 S_v 三项指标对聚焦评价函数性能进行评估^[20]。

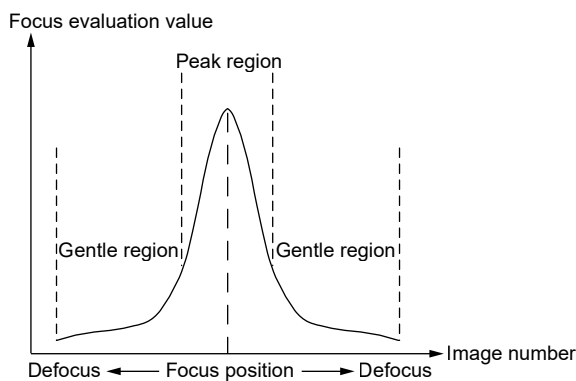


图 1 理想聚焦评价曲线

Fig. 1 Ideal focus evaluation curve

峰值灵敏度 S_e 表征了聚焦评价曲线在峰值区域对微小离焦变化的分辨力, 其值越大, 表明峰值区域曲线划分的聚焦级别越多, 获取的最佳聚焦值越精确。计算公式如下:

$$S_e = \frac{f_{\max} - f(t_{\max} + \Delta t)}{f(t_{\max} + \Delta t)}, \quad (6)$$

式中: $f_{\max}$ 表示聚焦评价函数最大值, 且最大值对应的图像序列位置为 $t_{\max}$; $f(t_{\max} + \Delta t)$ 表示最大值移动 Δt 后的聚焦评价价值, Δt 的取值不超过峰值区。

陡峭度 S_p 用来表征聚焦评价曲线在峰值区变化的剧烈程度, 反映了聚焦评价函数的聚焦分辨力, 其值越大, 分辨力越高。计算公式如下:

$$S_p = \frac{2f_{\max} - f_{\min,l} - f_{\min,r}}{t_r - t_l}, \quad (7)$$

式中: $f_{\min,l}$ 表示左平缓区与峰值区临界点对应的聚焦评价函数值, t_l 表示左平缓区与峰值区临界点对应的图像序列位置; $f_{\min,r}$ 表示右平缓区与峰值区临界点对应的聚焦评价函数值, t_r 表示右平缓区与峰值区临界点对应的图像序列位置。

平缓区波动量 S_v 反映了聚焦评价函数抑制噪声的能力, 波动幅度越强烈, 表明函数越容易受噪声影响, 相反波动量越小, 表明函数抗干扰性能越强。计算公式如下:

$$S_v = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n [f(t) - \bar{f}]^2}, \quad (8)$$

式中: n 表示聚焦评价函数平缓区图像序列总数, $f(t)$ 为平缓区图像序列位置 t 所对应的聚焦评价函数值, $\bar{f}$ 为 n 个平缓区图像序列位置对应的聚焦评价函数值的平均值。

3 基于颜色空间的聚焦评价函数

传统空间域聚焦评价算法大多以图像灰度值变化的剧烈程度作为判断标准, 然而彩色信息有助于区分处于不同平面的图像区域, 直接将彩色图像转换为灰度图像会导致具有不同颜色值的多个像素映射到同一个灰度像素上, 如图 2 所示, 这种不精确的像素映射关系会造成图像信息严重丢失, 影响聚焦评价算法准确性, 降低叠焦扩展景深整体质量^[21]。对于颜色信息丰富的边缘区域, 直接使用彩色图像进行聚焦评价, 可得到更加准确的清晰度计算结果, 同时颜色信息的保留使得彩色图像更加契合叠焦图像融合的后续工作。

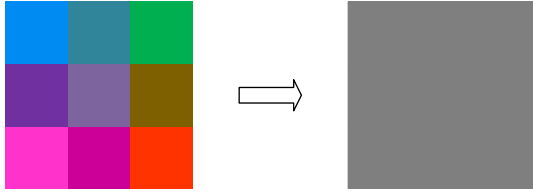


图 2 RGB 像素映射灰度像素

Fig. 2 RGB pixel mapping grayscale pixels

3.1 RGB 颜色空间

RGB 颜色空间建立在笛卡尔坐标系内, 三个坐标轴对应彩色图像的 R 、 G 、 B 三通道, 如图 3 所示, 颜色值范围均为 $0 \sim 255$ 。

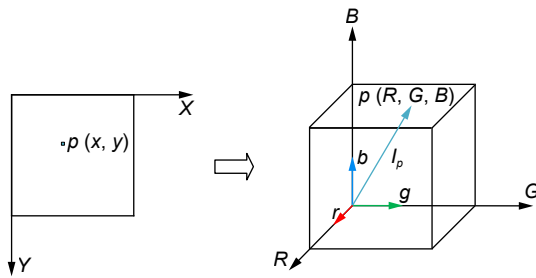


图 3 RGB 颜色空间

Fig. 3 RGB color space

彩色图像可表示为二维像素集合到三维颜色值集合的映射: $f: \Omega^2 \rightarrow \Omega^3$, 设 $R(x, y)$ 、 $G(x, y)$ 、 $B(x, y)$ 分别表示三通道颜色分量, 则 RGB 图像可表示为

$$f(x, y) = [R(x, y), G(x, y), B(x, y)], \quad (9)$$

式中: (x, y) 表示二维图像的像素坐标。设 $\mathbf{r}$ 、 $\mathbf{g}$ 、 $\mathbf{b}$ 分别为 R 、 G 、 B 轴上的单位向量, 则像素点 $p(x, y)$ 在 RGB 空间的色向量 $\mathbf{I}_p$ 表示为

$$\mathbf{I}_p = R(x, y) \cdot \mathbf{r} + G(x, y) \cdot \mathbf{g} + B(x, y) \cdot \mathbf{b}. \quad (10)$$

3.2 彩色图像梯度计算

传统彩色梯度计算方法忽略了颜色通道的相关性, 直接利用 f 灰度梯度公式单独计算出三通道梯度, 再将三通道梯度按权叠加得到最终梯度^[22]。该方法难以检测到彩色图像的细节变化, 容易丢失图像细节信息, 后续叠焦合成的彩色图像不符合人眼视觉特性。本文采用颜色向量空间梯度计算方法^[23], 将梯度的概念扩展到向量函数, 直接在 RGB 颜色空间中计算彩色梯度, 相较于传统的彩色梯度计算方法具有更高的准确度。

在 RGB 颜色空间中, 彩色图像像素值可表示为向量 $\mathbf{I} = (R, G, B)$, $\mathbf{r}$ 、 $\mathbf{g}$ 、 $\mathbf{b}$ 表示 R 、 G 、 B 轴相关的单位向量, 彩色图像沿水平和垂直方向的梯度用向量 $\mathbf{u}$ 、

$\mathbf{v}$ 表示:

$$\begin{aligned} \mathbf{u} &= \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x} = \begin{pmatrix} \frac{\partial R}{\partial x} & \frac{\partial G}{\partial x} & \frac{\partial B}{\partial x} \end{pmatrix} = \frac{\partial R}{\partial x} \mathbf{r} + \frac{\partial G}{\partial x} \mathbf{g} + \frac{\partial B}{\partial x} \mathbf{b}, \\ \mathbf{v} &= \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial y} = \begin{pmatrix} \frac{\partial R}{\partial y} & \frac{\partial G}{\partial y} & \frac{\partial B}{\partial y} \end{pmatrix} = \frac{\partial R}{\partial y} \mathbf{r} + \frac{\partial G}{\partial y} \mathbf{g} + \frac{\partial B}{\partial y} \mathbf{b}. \end{aligned} \quad (11)$$

由于图像是离散的, 需要将颜色向量的一阶偏导数进行数值计算, 方式如下:

$$\frac{\partial \tau(x, y)}{\partial x} = \mathbf{h} * \tau(x, y) = |-\tau(x-1, y) + 2\tau(x, y) - \tau(x+1, y)|, \quad (12)$$

$$\frac{\partial \tau(x, y)}{\partial y} = \mathbf{h}^T * \tau(x, y) = |-\tau(x, y-1) + 2\tau(x, y) - \tau(x, y+1)|, \quad (13)$$

式中: $\tau \in \{R, G, B\}$, $\mathbf{h} = [-1 \ 2 \ -1]$ 为卷积核。

用方程 $\Delta \mathbf{I} = \mathbf{J} \Delta(x, y)$ 表示图像函数在任意像素点的变化, 其中 $\mathbf{J}$ 为雅可比矩阵, 由向量 $\mathbf{u}$ 和 $\mathbf{v}$ 组成, 包含颜色向量每个分量的一阶偏导数。 $\mathbf{J}$ 表示为

$$\mathbf{J} = \begin{bmatrix} \mathbf{u} & \mathbf{v} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial x} & \frac{\partial \mathbf{I}}{\partial y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial R}{\partial x} & \frac{\partial R}{\partial y} \\ \frac{\partial G}{\partial x} & \frac{\partial G}{\partial y} \\ \frac{\partial B}{\partial x} & \frac{\partial B}{\partial y} \end{bmatrix}. \quad (14)$$

定义 RGB 空间相关矩阵为

$$\mathbf{M}_{sc} = \mathbf{J}^T \cdot \mathbf{J} = \begin{bmatrix} g_{xx} & g_{xy} \\ g_{xy} & g_{yy} \end{bmatrix}, \quad (15)$$

式中: g_{xx} 、 g_{yy} 、 g_{xy} 为关于向量 $\mathbf{u}$ 、 $\mathbf{v}$ 的数量积:

$$\begin{aligned} g_{xx} &= \mathbf{u} \cdot \mathbf{u} = \left| \frac{\partial R}{\partial x} \right|^2 + \left| \frac{\partial G}{\partial x} \right|^2 + \left| \frac{\partial B}{\partial x} \right|^2, \\ g_{xy} &= \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = \frac{\partial R}{\partial x} \frac{\partial R}{\partial y} + \frac{\partial G}{\partial x} \frac{\partial G}{\partial y} + \frac{\partial B}{\partial x} \frac{\partial B}{\partial y}, \\ g_{yy} &= \mathbf{v} \cdot \mathbf{v} = \left| \frac{\partial R}{\partial y} \right|^2 + \left| \frac{\partial G}{\partial y} \right|^2 + \left| \frac{\partial B}{\partial y} \right|^2. \end{aligned} \quad (16)$$

空间相关矩阵 $\mathbf{M}_{sc}$ 表示 RGB 空间三通道的相关性, 利用其特征值和特征向量可以提取每个空间位置的梯度幅值^[24]。彩色图像函数最大变化方向与矩阵 $\mathbf{M}_{sc}$ 最大特征值的特征向量一致, 因此将空间相关矩阵 $\mathbf{M}_{sc}$ 的最大特征值作为彩色图像梯度, 计算公式如下:

$$|\nabla f_c| = \lambda_{\max}(\mathbf{M}_{sc}) = \frac{1}{2} \left(g_{xx}^2 + g_{yy}^2 + \sqrt{(g_{xx}^2 - g_{yy}^2)^2 + 4g_{xy}^2} \right). \quad (17)$$

3.3 彩色图像聚焦评价函数

此外, 针对失焦现象中对比度减少导致颜色柔和渐变这一特点, 使用中心像素与邻域像素在 RGB 空间的曼哈顿距离 (L1 距离) 均值作为所提聚焦评价函数的权值, 可以增强聚焦部分的敏感度, 降低离焦部

分的评价值, 这有利于减小聚焦评价函数平缓区波动量, 加快聚焦评价的响应速度, 使聚焦评价曲线更加趋向理想化。

为减少计算量, 在图像序列中每张图像上以待聚焦评价像素 P_c 为中心划出一个适当的 $w \times w$ 局部窗口, 计算窗口内中心像素 P_c 与相邻像素 P_i 的 $L1$ 距离均值, 作为聚焦评价函数权重系数 ρ , 定义为

$$\rho = \frac{1}{w^2 - 1} \sum_{i=1}^{w^2-1} \|I_{P_c} - I_{P_i}\|, \quad (18)$$

其中: I_{P_c} 和 I_{P_i} 分别表示像素点 P_c 与像素点 P_i 的颜色向量, $\|\cdot\|$ 表示两向量之间的 $L1$ 距离。最终, 基于颜色空间向量的聚焦评价函数表示为

$$FM(P_c) = \rho \cdot |\nabla f_c|. \quad (19)$$

4 实验结果与分析

为分析所提聚焦评价函数性能, 选择 2.1 节中 5 种经典聚焦评价函数及 FMC^[21]、Bre4d_var^[25] 评价函数进行对比实验。

4.1 仿真实验

仿真环境为 MATLAB (R2020a), 数据集使用多聚焦图像序列, 该序列是采用 light filed toolbox 中的 LFFiltShiftSum 函数对 Honauer 等^[26] 提出的 4D 光场数据集进行光场重聚焦合成得到, 且数据集中包含全聚焦参考图像。

实验选择 Table、Boxes、Sideboard 三个场景图像序列, 如图 4 所示, 图中仅展示部分图像序列。单幅图像大小为 512×512 , Table 和 Boxes 图像序列均由 36 张图像组成; Sideboard 图像序列由 37 张图像组成。分别选取 Table、Boxes 和 Sideboard 场景上的一个像素点进行聚焦评价, 坐标为 Table (291,86)、Boxes (175,212)、Sideboard (314,439)。

计算并绘制所选像素点的聚焦评价曲线, 如图 5 所示, 横坐标为像素所在图像序号, 纵坐标为归一化后的聚焦评价值。分析图 5 中评价曲线可知, 由于 SML 和 SWAV 对噪声的敏感度较高, 在三个场景中均出现了多峰的形状; 在 Sideboard 场景中, 当像素附近的图像内容较复杂时, Tenengrad、GLV、DCT、Bre4d_var 均受到干扰, 得到了错误的聚焦位置。由于 FMC 计算颜色方差特征时, 未考虑三颜色通道相关性, 在颜色信息复杂的 Table 和 Sideboard 场景中峰值计算错误, 且在平缓区出现局部峰值。与以上七种方法相比, 本文所提聚焦评价方法在聚焦峰值区域, 对图像聚焦特征的敏感度最高, 在离焦平缓区域, 曲线波动幅度近乎为零, 表明所提方法能够有效降低离焦信息的影响, 充分利用图像的聚焦信息。

计算图 5 中聚焦评价曲线的峰值灵敏度、陡峭度和平缓区波动量, 结果见表 1, 其中“—”表示聚焦位置预测错误。分析表 1 数据可知, 所提算法在三个场景中取得了最高的峰值灵敏度和陡峭度, 且平缓区波

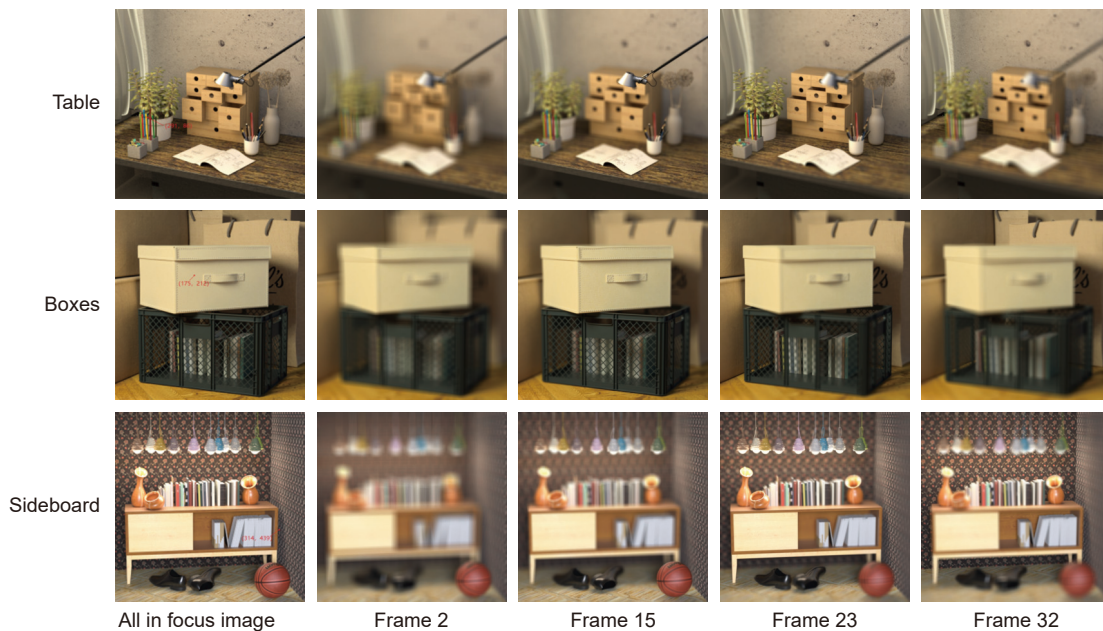


图 4 仿真图像序列

Fig. 4 Simulated image sequence

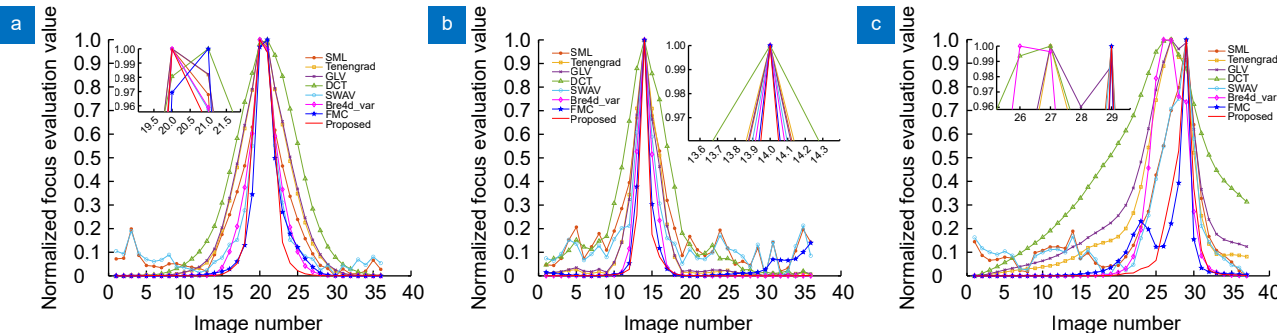


图 5 仿真图像归一化聚焦评价曲线。(a) Table 像素聚焦评价曲线;
(b) Boxes 像素聚焦评价曲线; (c) Sideboard 像素聚焦评价曲线

Fig. 5 Normalized focused evaluation curve for simulation images. (a) Table pixel focusing evaluation curve;
(b) Boxes pixel focusing evaluation curve; (c) Sideboard pixel focus evaluation curve

表 1 仿真图像聚焦评价算法性能对比

Table 1 Performance comparison of focusing evaluation algorithms in simulated images

Algorithm	S_e			S_p			S_v		
	Table	Boxes	Sideboard	Table	Boxes	Sideboard	Table	Boxes	Sideboard
SML ^[15]	0.0314	0.4468	0.5089	0.1516	0.1523	0.1603	0.0407	0.0566	0.0434
Tenengrad ^[16]	0.0185	0.4089	—	0.1357	0.2730	—	0.0363	0.0279	—
GLV ^[19]	0.0180	0.5020	—	0.1334	0.2747	—	0.0408	0.0275	—
DCT ^[18]	—	0.1468	—	—	0.1099	—	—	0.0557	—
SWAV ^[17]	0.0434	0.6111	0.6479	0.1942	0.2135	0.1886	0.0446	0.0499	0.0469
Bre4d_var ^[25]	0.0430	0.9420	—	0.1995	0.3248	—	0.0275	0.0211	—
FMC ^[21]	—	1.6460	1.5413	—	0.3264	0.2090	—	0.0375	0.0652
Proposed	0.0565	1.7056	1.6963	0.3437	0.3562	0.3372	0.0138	0.0186	0.0144

动量最低, 验证了所提聚焦评价算法性能优越。

仿真数据集缺少真实场景中的噪声信息, 为进一步对比聚焦评价算法的抗干扰性能, 在原数据集上添加随机高斯噪声, 如图 6 所示。



图 6 有噪声仿真图像

Fig. 6 Simulated image with noise

选择和上文相同的三个像素, 对加入噪声的图像序列进行聚焦评价, 评价曲线如图 7 所示。分析图 7 中聚焦评价曲线可知, 在三个场景中, SML、Tenengrad、GLV、DCT、SWAV、Bre4d_var 由于噪声的影响, 平缓区出现不同程度的波动, 其中 SML 和 SWAV 波动最为剧烈, 表明其抗干扰性能最差, FMC 在 Boxes 场景中聚焦峰值计算错误, 且在平缓区出现多

个局部峰值, 而本文算法在受到噪声影响后, 仍能准确计算出聚焦峰值, 且平缓区几乎不存在波动变化。

计算图 7 中聚焦评价曲线特性指标, 结果见表 2。分析表 2 数据可知, 所提算法具有更好的抗干扰能力, 在噪声环境下能保持优良的聚焦评价曲线特性。

为了进一步验证所提算法性能, 开展叠焦融合图像质量对比实验。针对三组不同场景图像序列, 分别使用不同算法进行聚焦评价, 即逐一计算出每个场景中所有像素点的聚焦评价曲线, 然后根据聚焦评价曲线搜索到每个像素点聚焦最清晰的图像序号, 依次提取出每个最佳聚焦的像素进行融合, 得到清晰的全聚焦图像, 如图 8 所示, 图中仅展示复杂 Sideboard 场景融合效果。由图 8 中绿色矩形框可以看出, 5 种经典聚焦评价算法、Bre4d_var 函数和 FMC 函数叠焦融合彩色图像时在多个区域出现不同程度的颜色信息丢失, 而本文所提算法获取的全聚焦图像边缘清晰且颜色细节保留完整。将各融合图像依次与参考图像进行对比, 求取结构相似性 SSIM、均方误差 MSE 和峰值

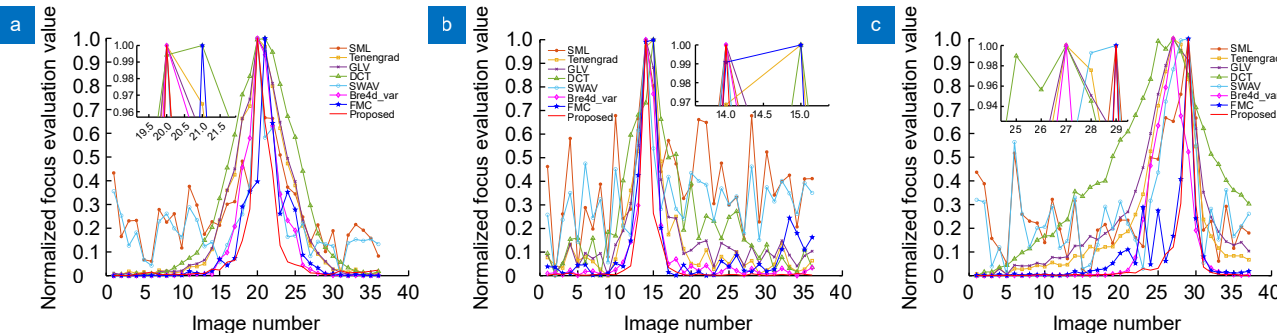


图 7 有噪声仿真图像归一化聚焦评价曲线。(a) Table 像素聚焦评价曲线; (b) Boxes 像素聚焦评价曲线; (c) Sideboard 像素聚焦评价曲线

Fig. 7 Normalized focusing evaluation curve of noisy simulation images. (a) Table pixel focusing evaluation curve; (b) Boxes pixel focus evaluation curve; (c) Sideboard pixel focus evaluation curve

表 2 有噪声仿真图像聚焦评价算法性能对比

Table 2 Performance comparison of focused evaluation algorithms for noisy simulated images

Algorithm	S_e			S_p			S_v		
	Table	Boxes	Sideboard	Table	Boxes	Sideboard	Table	Boxes	Sideboard
SML ^[15]	1.1429	0.3731	0.4045	0.0666	0.2073	0.1052	0.1109	0.1812	0.1343
Tenengrad ^[16]	0.2184	—	—	0.1356	—	—	0.0607	—	—
GLV ^[19]	0.2007	0.4734	—	0.1335	0.2033	—	0.0664	0.0441	—
DCT ^[18]	—	—	—	—	—	—	—	—	—
SWAV ^[17]	1.1798	0.7384	0.4153	0.1649	0.2201	0.1892	0.0768	0.1150	0.1290
Bre4d_var ^[25]	0.3997	1.3292	—	0.2002	0.2381	—	0.0408	0.0275	—
FMC ^[21]	—	—	2.2969	—	—	0.5292	—	—	0.0933
Proposed	1.5584	2.7864	2.3209	0.3450	0.5284	0.5303	0.0263	0.0266	0.0173

信噪比 PSNR 三项指标, 对融合质量做定量评估, 结果如表 3 所示。

分析表 3 数据可知, 相比于其他几种聚焦评价算法, 所提基于颜色向量空间的聚焦评价算法处理仿真叠焦图像序列得到的全聚焦图像更接近参考图像, 在结构相似性、均方误差和峰值信噪比三个评价指标上均取得最优效果, 尤其是针对颜色种类丰富、细节纹理复杂的 Sideboard 场景叠焦融合效果优势显著, 进一步验证了所提聚焦评价算法在成像质量方面优于经典聚焦评价算法, 应用在叠焦扩展景深中是可行有效的。

4.2 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 (wafer) 和芯片键合线 (wire) 的显微叠焦图像序列, 采集系统及采集对象如图 9 所示。

实验中, 通过精密调节物镜上下移动, 实现分层聚焦, 相机按固定步长沿光轴方向每移动一次自动采集一幅图像, 获得多聚焦显微图像序列, 单幅图像的

分辨率为 1536×2048 。当采集对象为晶圆表面时, 扫描距离 $z \in (0, 148.5) \mu\text{m}$, 步长 $\Delta z = 4.5 \mu\text{m}$, 共采集 33 幅图像, 像素点 (672, 1322) 在第 24 帧时清晰成像; 当采集对象为芯片键合线时, 扫描距离 $z \in (0, 776) \mu\text{m}$, 步长 $\Delta z = 22 \mu\text{m}$, 共采集 35 幅图像, 像素点 (112, 352) 在第 24 帧时清晰成像。图中仅展示部分序列图像, 如图 10 所示。

计算并绘制所选真实场景像素点的聚焦评价曲线, 如图 11 所示。由图 11(a) 可知, 所选像素在纹理单一的图像区域中, SML 和 SWAV 算法在离焦区域的曲线上出现不同程度的波动, 离 0 值较远, 说明传统方法易受到噪声干扰, 不能很好地抑制离焦区域的噪声信息; Tenengrad 和 FMC 算法在峰值区域出现了次峰; SWAV 算法未搜索到正确的最佳聚焦位置。而本文算法不仅抑制了离焦区域曲线的聚焦评价价值, 并且在峰值区域能够准确快速获取最佳聚焦位置。

由图 11(b) 可知, 在具有丰富纹理信息的图像区域, SML 和 SWAV 出现多个局部峰值, 不能保持单



图 8 全聚焦参考图和叠焦融合图对比。(a) 参考图; (b) Proposed 融合图; (c) SML 融合图; (d) Tenengrad 融合图; (e) GLV 融合图; (f) DCT 融合图; (g) SWAV 融合图; (h) Bre4d_var 融合图; (i) FMC 融合图

Fig. 8 Comparison between all-in-focus reference image and stacked focal fusion image. (a) Reference image; (b) Proposed fusion image; (c) SML fusion image; (d) Tenengrad fusion image; (e) GLV fusion image; (f) DCT fusion image; (g) SWAV fusion image; (h) Bre4d_var fusion image; (i) FMC fusion image

表 3 有参考的图像融合质量客观评价指标

Table 3 Objective evaluation indicators for image fusion quality with reference

Algorithm	SSIM			MSE/ 10^{-3}			PSNR/dB		
	Table	Boxes	Sideboard	Table	Boxes	Sideboard	Table	Boxes	Sideboard
SML ^[15]	0.9807	0.9612	0.9125	1.193	1.454	6.003	34.447	32.321	26.989
Tenengrad ^[16]	0.9789	0.9493	0.9267	1.765	1.861	3.528	34.051	32.247	27.795
GLV ^[19]	0.9718	0.9533	0.9203	1.607	1.744	2.751	34.204	33.009	27.863
DCT ^[18]	0.9645	0.9237	0.9132	1.774	2.156	2.988	33.221	32.119	28.017
SWAV ^[17]	0.9709	0.9563	0.9518	1.151	1.575	5.272	34.691	33.151	27.552
Bre4d_var ^[25]	0.9791	0.9655	0.9549	0.986	1.460	2.765	34.835	33.127	30.355
FMC ^[21]	0.9798	0.9654	0.9591	0.929	1.470	2.525	35.091	33.098	30.749
Proposed	0.9824	0.9702	0.9634	0.856	1.404	2.254	35.447	33.297	30.827

峰性; Tenengrad、GLV 和 DCT 聚焦评价曲线在峰值附近收敛速度较慢; FMC 响应速度较快, 但在峰值附近聚焦分辨率较差; Bre4d_var 的聚焦评价响应速度较慢。这说明以上这些方法对于纹理丰富场景的聚焦信息分辨率低下, 在峰值附近的评价性能欠佳。而

本文方法聚焦评价的响应速度快, 可以准确快速地定位最佳聚焦位置, 具有良好的聚焦分辨力, 在离焦平缓区域, 波动幅度极其微小, 对于离焦区域的噪声抑制能力强于其他方法。

计算图 11 中各聚焦评价曲线的峰值灵敏度、陡

峭度和平缓区波动量, 结果如表 4 所示。由表 4 数据可知, 本文所提聚焦评价算法对显微叠焦图像进行聚焦评价得到的峰值灵敏度和陡峭度比其他方法高出数倍, 且平缓区几乎不存在波动, 定量验证了所提聚焦评价方法具有更灵敏的聚焦响应度、更高的聚焦分辨率和更强大的抗噪声能力。

为进一步研究颜色空间聚焦评价函数在真实叠焦扩展景深成像中的性能, 使用不同聚焦评价算子分别对真实显微图像序列进行叠焦处理, 获得全聚焦图像, 如图 12 和图 13 所示。从图中绿色方框可看出, 其他 7 种聚焦评价算法获得的叠焦融合图在芯片键合线附近以及相邻晶圆表面之间的黑色区域均有不同程度的颜色扩散, 表明其对色彩边缘的聚焦分辨力较差, 而本文所提聚焦评价算法在这方面存在明显的优势, 应用在显微成像中具有优良的聚焦分辨力。

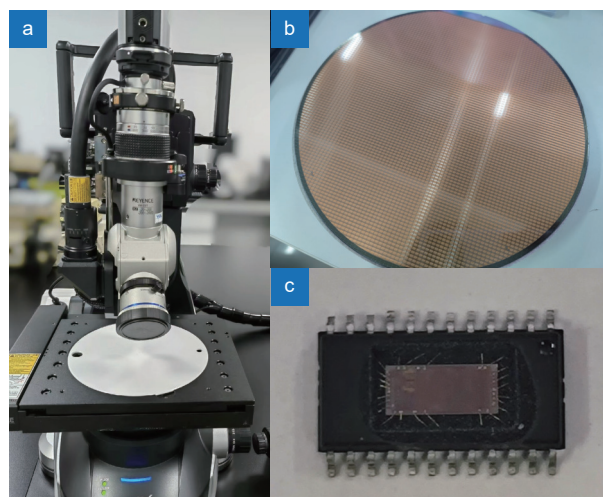


图 9 显微图像采集。(a) 数码显微系统; (b) 晶圆样片; (c) 芯片样品

Fig. 9 Microscopic image acquisition. (a) Digital microscopy system; (b) Wafer samples; (c) Chip samples

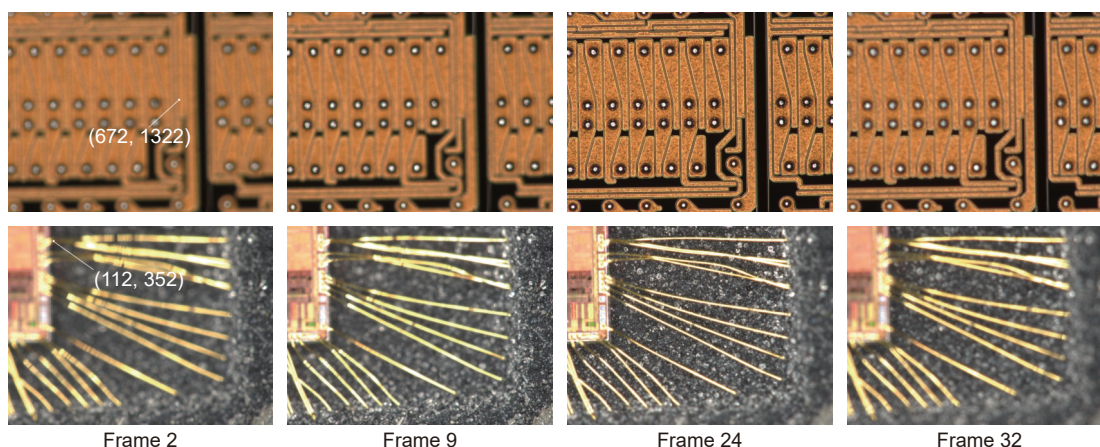


图 10 显微镜采集的多聚焦图像序列

Fig. 10 Multi focus image sequence captured by microscope

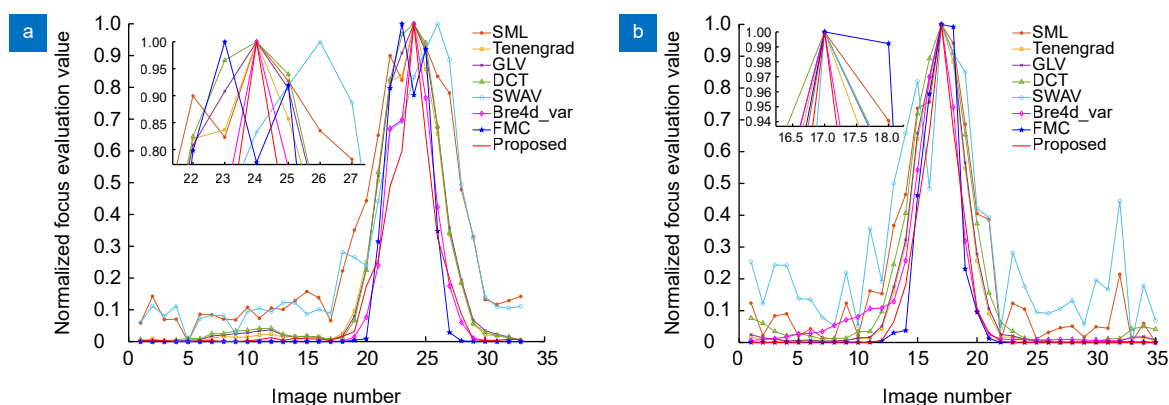


图 11 显微图像归一化聚焦评价曲线。(a) 晶圆表面像素聚焦评价曲线; (b) 芯片键合线像素聚焦评价曲线

Fig. 11 Normalized focusing evaluation curve of microscopic images. (a) Pixel focusing evaluation curve of wafer surface; (b) Chip bonding wire pixel focusing evaluation curve

表 4 显微图像中聚焦评价算法性能对比

Table 4 Performance comparison of focusing evaluation algorithms in microscopic images

Algorithm	S_e		S_p		S_v	
	Wafer	Wire	Wafer	Wire	Wafer	Wire
SML ^[15]	0.069211	0.053887	0.131535	0.145214	0.038350	0.057453
Tenengrad ^[16]	0.164669	0.131634	0.195886	0.226235	0.020496	0.033131
GLV ^[19]	0.093996	0.099731	0.197076	0.214817	0.019743	0.036844
DCT ^[18]	0.063470	0.094970	0.198803	0.199834	0.017233	0.034720
SWAV ^[17]	—	0.085089	—	0.124962	—	0.103253
Bre4d_var ^[25]	0.303990	0.352239	0.221513	0.196865	0.037180	0.038064
FMC ^[21]	—	0.279225	—	0.220262	—	0.019089
Proposed	0.540521	0.490454	0.232581	0.285745	0.006771	0.013223

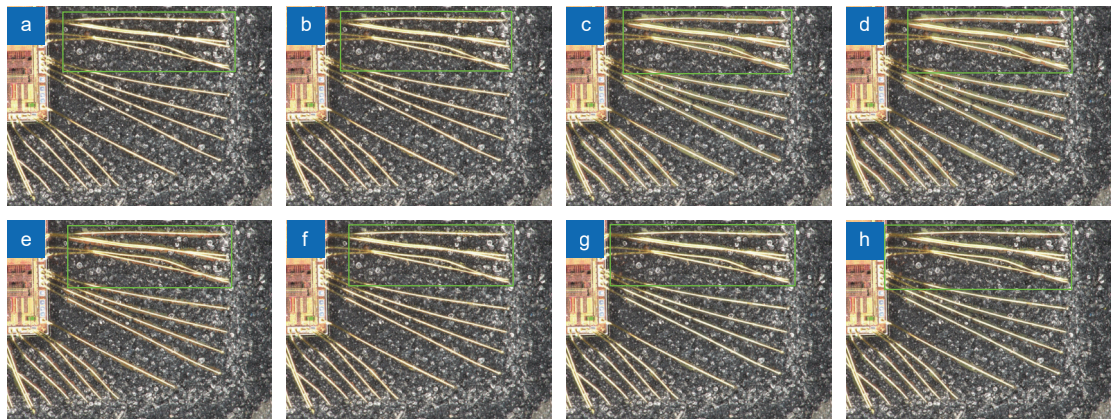


图 12 芯片键合线叠焦融合图。(a) Proposed; (b) SML; (c) Tenengrad; (d) GLV; (e) DCT; (f) SWAV; (g) Bre4d_var; (h) FMC

Fig. 12 Chip bonding wire overlay fusion image. (a) Proposed; (b) SML; (c) Tenengrad; (d) GLV; (e) DCT; (f) SWAV; (g) Bre4d_var; (h) FMC

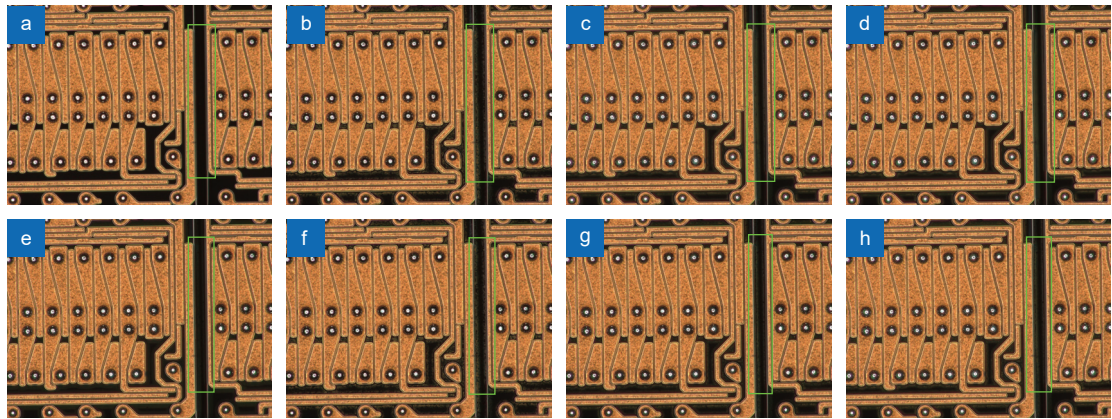


图 13 晶圆表面叠焦融合图。(a) Proposed; (b) SML; (c) Tenengrad; (d) GLV; (e) DCT; (f) SWAV; (g) Bre4d_var; (h) FMC

Fig. 13 Wafer surface overlay fusion image. (a) Proposed; (b) SML; (c) Tenengrad; (d) GLV; (e) DCT; (f) SWAV; (g) Bre4d_var; (h) FMC

为定量验证算法在显微扩展景深成像中的性能，选取图像像素标准差 V 、平均梯度 $\bar{G}$ 和图像信息熵 E 作为无参考图像质量评估指标^[27-28]。

图像像素标准差 V 是指图像像素灰度值离散程度，该值越大，表示灰度越分散，图像越清晰，其计算公式如下：

表 5 无参考的图像融合质量客观评价指标

Table 5 Objective evaluation indicators for image fusion quality without reference

Algorithm	V		$\bar{G}$		E	
	Wafer	Wire	Wafer	Wire	Wafer	Wire
SML ^[15]	53.0300	56.6424	5.2157	7.3129	22.3707	24.0012
Tenengrad ^[16]	51.4233	55.8814	5.5069	7.2025	22.3595	23.3725
GLV ^[19]	51.5650	55.8463	5.0237	7.0928	22.5127	22.5874
DCT ^[18]	53.9928	55.0012	5.3671	7.0364	22.2967	23.1296
SWAV ^[17]	52.7727	56.3165	4.8681	6.9621	21.1231	23.5237
Bre4d_var ^[25]	53.5243	56.6069	5.6032	7.2851	22.3441	23.9367
FMC ^[21]	52.6920	55.9306	5.5443	7.3126	22.3583	23.9773
Proposed	54.2706	58.3882	5.7012	7.3877	23.3557	25.1254

$$V = \sqrt{\frac{1}{M \times N} \sum_x \sum_y (f(x,y) - \mu)^2}. \quad (20)$$

式中： $M \times N$ 表示图像尺寸， $f(x,y)$ 表示图像函数， μ 表示图像像素均值。

平均梯度 $\bar{G}$ 是指图像中边缘或线条两侧的灰度变化率，表征了图像细节纹理的清晰度，其值越大，纹理越清晰，其计算公式如下：

$$\bar{G} = \frac{1}{M \times N} \sum_x \sum_y \sqrt{\frac{1}{2} \cdot \left[\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2 \right]}. \quad (21)$$

图像信息熵 E 是指图像包含的信息量，它是从整体角度衡量图像清晰度，信息熵越大，图像清晰度越高，其计算公式如下：

$$E = - \sum_{i=0}^{255} P(i) \log_2 P(i). \quad (22)$$

式中： $P(i)$ 表示图像中灰度值为 i 的像素出现概率。

计算结果如表5所示，表中数据进一步验证了本文所提聚焦评价算子在显微成像质量上具有的优势，在叠焦扩展显微景深中展现了良好的聚焦评价性能。

5 结 论

通过分析聚焦评价函数的理想曲线特性，并针对叠焦扩展景深中传统聚焦评价算法的局限性，提出一种基于颜色向量空间的聚焦评价算法。该算法直接在RGB颜色向量空间中计算彩色图像梯度，保留彩色图像的颜色信息，充分利用各颜色通道相关性，提高了彩色图像聚焦评价的准确度和灵敏度；并利用像素的曼哈顿空间距离均值调整聚焦评价与离焦评价的权重，增强了聚焦评价函数的分辨力和抗干扰能力。实验结果表明，与选取的7种聚焦评价算子相比，

所提算法在仿真图像和真实显微图像上均取得了更好的峰值灵敏度、陡峭度和平缓区波动量指标，并生成了更高质量的全聚焦图像，可有效解决传统方法对颜色种类繁多、信息丰富的彩色图像聚焦评价不准确的问题，应用于彩色显微景深扩展可进一步提升叠焦成像的质量，具有实际应用价值。

利益冲突: 所有作者声明无利益冲突

参考文献

[1] Zhang Z J, Xu X, Wang J X, et al. Review of the development of light sheet fluorescence microscopy[J]. *Opto-Electron Eng*, 2023, **50**(5): 220045.
张子建, 徐欣, 王吉祥, 等. 光片荧光显微镜研究进展[J]. *光电工程*, 2023, **50**(5): 220045.

[2] Li S, Wang B W, Guan H T, et al. Far-field computational optical imaging techniques based on synthetic aperture: a review[J]. *Opto-Electron Eng*, 2023, **50**(10): 230090.
李晟, 王博文, 管海涛, 等. 远场合成孔径计算光学成像技术: 文献综述与最新进展[J]. *光电工程*, 2023, **50**(10): 230090.

[3] Zhang P, Wu J M, Lin J Y, et al. Extended depth of field in microscopy[J]. *J Appl Opt*, 2014, **35**(6): 1075-1082.
张平, 吴嘉敏, 林靖宇, 等. 显微景深拓展技术研究[J]. *应用光学*, 2014, **35**(6): 1075-1082.

[4] Wang W, Zhang L H, Fu T W. Wavefront coding-based short-wave infrared imaging system for extended depth of field[J]. *Laser Optoelectron Prog*, 2023, **60**(10): 1011005.
王伟, 张露鹤, 傅天文. 基于波前编码的扩展景深短波红外成像系统[J]. *激光与光电子学进展*, 2023, **60**(10): 1011005.

[5] Hu J, Tang Z Y, Lan X, et al. Switchable edge detection and imaging based on a phase-change metasurface with Ge₂Sb₂Se₄Te₁[J]. *Opto-Electron Eng*, 2023, **50**(8): 220284.
胡杰, 唐紫依, 蓝翔, 等. 基于相变材料 Ge₂Sb₂Se₄Te₁ 的可切换边缘检测与聚焦成像超表面[J]. *光电工程*, 2023, **50**(8): 220284.

[6] Seyler T, Fratz M, Beckmann T, et al. Extending the depth of field beyond geometrical imaging limitations using phase noise as a focus measure in multiwavelength digital holography[J]. *Appl Sci*, 2018, **8**(7): 1042.

[7] Yu C S, Lu R S. Performance evaluation method for focusing evaluation operator in superposed large depth imaging[J].

- Laser Optoelectron Prog*, 2022, **59**(14): 1415027.
于春水, 卢荣胜. 叠焦大景深成像中的聚焦评价算子性能评估方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2022, **59**(14): 1415027.
- [8] Ali U, Mahmood M T. Energy minimization for image focus volume in shape from focus[J]. *Pattern Recognit*, 2022, **126**: 108559.
- [9] Liang X, Qing L B, Yao X T, et al. A dynamic step-size focusing algorithm based on intermediate frequency filtering[J]. *Intell Comput Appl*, 2022, **12**(1): 35–40.
梁鑫, 卿琳波, 要小涛, 等. 一种基于中频滤波的动态步长聚焦算法[J]. *智能计算机与应用*, 2022, **12**(1): 35–40.
- [10] Xiong R, Gu N T, Xu H Y. An auto-focusing evaluation function adapted to multi-directional gray gradient change[J]. *Laser Optoelectron Prog*, 2022, **59**(4): 0418001.
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): 0418001.
- [11] Lv M N, Yu Z M. Automatic focusing algorithm based on DCT coefficient of zero and local standard deviation[J]. *Laser Technol*, 2018, **42**(1): 66–71.
吕美妮, 玉振明. 基于 DCT 零系数和局部标准差的自动聚焦算法[J]. *激光技术*, 2018, **42**(1): 66–71.
- [12] Mahmood M T. Cross-scale focus measure aggregation in depth recovery of microscopic objects[J]. *Microsc Res Tech*, 2019, **82**(6): 872–877.
- [13] Shim S O. Multidirectional focus measure for accurate three-dimensional shape recovery of microscopic objects[J]. *Microsc Res Tech*, 2022, **85**(3): 940–947.
- [14] Pertuz S, Puig D, Garcia M A. Analysis of focus measure operators for shape-from-focus[J]. *Pattern Recognit*, 2013, **46**(5): 1415–1432.
- [15] Jang H S, Yun G, Mutahira H, et al. A new focus measure operator for enhancing image focus in 3D shape recovery[J]. *Microsc Res Tech*, 2021, **84**(10): 2483–2493.
- [16] Cao Z, Chao Y, Xu W, et al. High-precision focusing method for parts image based on improved gradient weighting[J]. *J Electron Meas Instrum*, 2023, **37**(11): 132–142.
曹震, 巢渊, 徐魏, 等. 基于改进梯度加权的零件图像高精度聚焦方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2023, **37**(11): 132–142.
- [17] Wang X F, Sun X W, Wang J K, et al. Focus measure operator combining cosine transform and Laplacian operator[J]. *Laser Optoelectron Prog*, 2021, **58**(24): 2410005.
王秀峰, 孙小伟, 王加科, 等. 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.
- [18] Zhang Z, Liu Y, Xiong Z H, et al. Focus and blurriness measure using reorganized DCT coefficients for an autofocus application[J]. *IEEE Trans Circuits Syst Video Technol*, 2018, **28**(1): 15–30.
- [19] Liu B, Qiao Q, Zhao J, et al. 3D profile measurement based on depth from focus method using high-frequency component variance weighted entropy image sharpness evaluation function[J]. *Infrared Laser Eng*, 2021, **50**(5): 20200326.
刘斌, 谯倩, 赵静, 等. 基于高频方差熵清晰度评价函数的聚焦三维测量方法[J]. *红外与激光工程*, 2021, **50**(5): 20200326.
- [20] Zhai Y P, Zhou D X, Liu Y H, et al. Design of evaluation index for auto-focusing function and optimal function selection[J]. *Acta Opt Sin*, 2011, **31**(4): 0418002.
翟永平, 周东翔, 刘云辉, 等. 聚焦函数性能评价指标设计及最优函数选取[J]. *光学学报*, 2011, **31**(4): 0418002.
- [21] 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.
- [22] 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]. *J Opt Soc Am A*, 2019, **36**(11): C154–C165.
- [23] Di Zeno S. A note on the gradient of a multi-image[J]. *Comput Vision Graphics Image Process*, 1986, **33**(1): 116–125.
- [24] Koschan A, Abidi M. Detection and classification of edges in color images[J]. *IEEE Signal Process Mag*, 2005, **22**(1): 64–73.
- [25] Dong Z Q, Yang Q F, Huang X W, et al. Three-dimensional microscopic measurement method based on gradient variance focus evaluation[J]. *Laser Optoelectron Prog*, 2024. <https://doi.org/10.3788/LOP232028>.
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. <https://doi.org/10.3788/LOP232028>.
- [26] Honauer K, Johannsen O, Kondermann D, et al. A dataset and evaluation methodology for depth estimation on 4D light fields[C]//13th Asian Conference on Computer Vision, 2017: 19–34. https://doi.org/10.1007/978-3-319-54187-7_2.
- [27] Zhang Y L, Ji L N, Yang F B, et al. Characterization of dual-mode infrared images fusion based on cosine similarity[J]. *Opto-Electron Eng*, 2019, **46**(10): 190059.
张雅玲, 吉琳娜, 杨风暴, 等. 基于余弦相似性的双模态红外图像融合性能表征[J]. *光电工程*, 2019, **46**(10): 190059.
- [28] Li Y, Li X Y, Wang J Q, et al. Multi-focus image fusion for microscopic depth-of-field extension of waterjet-assisted laser processing[J]. *Int J Adv Manuf Technol*, 2024, **131**(3–4): 1717–1734.

作者简介



史艳琼 (1977-), 女, 博士, 副教授。主要从事三维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



【通信作者】杨永辉 (1999-), 男, 硕士研究生, 研究方向为机器视觉及三维测量。

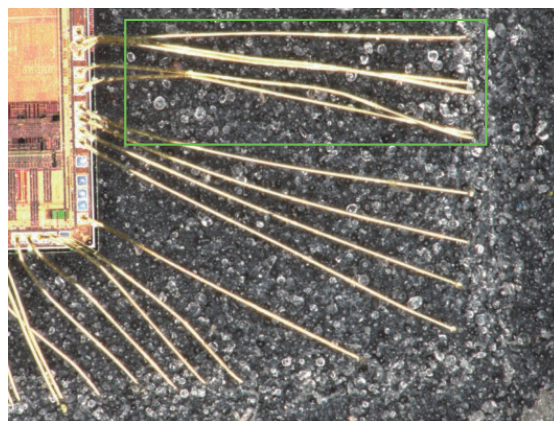
E-mail: 1213814242@qq.com



扫描二维码, 获取PDF全文

Color space focusing evaluation algorithm for color overlay microscopy

Shi Yanqiong, Yang Yonghui*, Zha Zhao, Zhu Guang, Zheng Yu



Chip bonding wire overlay fusion image by the proposed algorithm

Overview: Focusing evaluation is the key to stacked focus extended depth of field imaging, and traditional spatial domain focusing evaluation algorithms mostly use the degree of drastic changes in image grayscale values as the basis for clarity evaluation. However, converting color images to grayscale images can result in multiple pixels with different color values being mapped onto the same grayscale pixels. This imprecise pixel mapping relationship can cause serious loss of image information, greatly affecting the accuracy of the focus evaluation algorithm, thereby reducing the overall accuracy of the stacked depth of field. Moreover, color images formed by this calculation method of stacked focus may yield results that are inconsistent with human visual characteristics. Based on the above issues, this article proposes a focus evaluation algorithm based on color vector space to more accurately and quickly obtain the pixel focus position of color image sequences and generate high-quality panoramic deep images. This algorithm extends the concept of gradients to vector functions, directly calculating color image gradients in the RGB color vector space, preserving image color information, and fully utilizing the correlation of various color channels. Compared to calculating gradients based on image grayscale and individual color components, it has higher accuracy and sensitivity. The average Manhattan distance between the central pixel and neighboring pixels in RGB space is used as the focus evaluation weight to enhance the sensitivity of the focusing part and reduce the evaluation value of the defocus part, effectively improving the resolution and anti-interference ability of the focusing evaluation function. This article selects seven focusing evaluation algorithms in the spatial domain, frequency domain, and statistics to conduct simulation comparison experiments and real environment comparison experiments with the proposed algorithm from two aspects: focusing evaluation function curve characteristics and stacked focus extended depth of field imaging performance. The experimental results show that compared with several selected focusing evaluation operators, the color vector space focusing evaluation algorithm achieved the best peak sensitivity, steepness, and gentle fluctuation indicators on three sets of simulated images and two sets of real microscopic images, and generated higher-quality panoramic depth images. Especially for the focus evaluation problem of images with a wide variety of colors and rich information, the proposed focus evaluation algorithm can accurately calculate the pixel focus value and has a significant overlapping fusion effect, which can meet the requirements of expanding the depth of field in microscopy and has practical application value.

Shi Y Q, Yang Y H, Zha Z, et al. Color space focusing evaluation algorithm for color overlay microscopy[J]. *Opto-Electron Eng*, 2024, 51(7): 240078; DOI: [10.12086/oee.2024.240078](https://doi.org/10.12086/oee.2024.240078)

Foundation item: Project supported by Anhui Province Major Science and Technology Special Project(202203a05020022); Anhui Jianzhu University Talent Introduction and Doctoral Initiation Fund (2019QDZ16)

School of Mechanical and Electrical Engineering, Anhui Jianzhu University, Hefei, Anhui 230601, China

* E-mail: 1213814242@qq.com