

基于双模糊的显微图像聚焦评价方法

袁涛, 易定容*, 蒋威, 叶一青, 吴栋梁, 刘婷

华侨大学机电及自动化学院, 福建 厦门 361021

摘要 针对传统聚焦评价方法难以适应显微样本复杂纹理表面及反射率不均的问题,提出了一种抗光照强度、抗反射率不均、亚微米精度的基于双模糊理论的显微图像聚焦评价方法(DB-FEM),并研究了人工模糊有效标准差的概念,通过理论和实验找寻了较优有效标准差 σ 的取值。DB-FEM主要通过分析采集图像和其人为模糊图像的特征差异程度实现聚焦判断。首先对采集的层扫图像进行人为模糊处理,然后通过局部方差计算图像和其模糊图像在空域边缘信息和图像 Haar 小波频域信息的差异度。差异度包括空域边缘、低频纹理和高频边缘。最后将所有差异度相乘,得到基于差异度的聚焦评价曲线。实验结果表明, DB-FEM 在不同光照幅值、不同表面形貌复杂度条件下均具有优良的聚焦评价性能,优于现有的空域边缘和频域模态评价方法,在单焦面检测中具有更窄的半峰全宽,在双焦面检测中具有更好的分辨能力。在物镜的放大倍数为 20、数值孔径为 0.65 的条件下,所提方法的轴向分辨率优于 0.3 μm 。

关键词 图像处理; 聚焦评价方法; 双模糊; 差异度; 局部方差; 分辨能力

中图分类号 TP391 **文献标志码** A

DOI: 10.3788/AOS221945

1 引言

随着高精密及超精密结构元器件广泛应用于高端精密制造^[1]、生物医疗^[2]、航空航天等高尖端领域,其质量检测变得尤为关键。微纳检测中应用最为广泛的白光干涉法^[3]和共聚焦显微测量法^[4]测量的第一步均是对被测样品表面进行对焦。聚焦评价函数作为对焦过程的核心,其性能的好坏直接影响了聚焦的精确性^[5]。因此,研究抗光照强度、抗反射率不均、高分辨率的聚焦评价算法对提高显微测量精度具有重要的理论意义和工程价值。

目前,用于聚焦评价的方法主要为图像清晰度评价算法,其根据不同算法原理又可分为三类:第一类是基于图像灰度值的方法^[6-8],这类方法主要通过计算图像灰度值或灰度梯度进行判断,但在显微测量的轴向微小步进扫描中,相邻图像间的灰度差异度细微,容易造成焦面误判;第二类是基于机器学习模型的评价方法^[9-11],这类方法主要通过训练网络模型实现图像的模糊度判断,虽然在公开数据集中可取得较为优异的性能,但实际应用过程中受限于训练集图像类型和网络模型框架,这类方法不具备普遍性;第三类是基于计算图像质量的评价方法,其中最具代表性的是图像的双模糊理论。双模糊理论中的第一次模糊为相机离焦模糊,第二次模糊为人为添加模糊。该方法通过对待检

测图像进行人为模糊,构建参考图像,然后计算待检测图像与其模糊图像的差异度,实现对待检测图像的清晰度评价。Marziliano 等^[12]基于模糊图像边界变宽原理,提出了一种通过计算垂直方向边界宽度来评价图像模糊度的方法。Crete 等^[13]提出一种 NR-IQA (no reference image quality assessment) 的图像模糊变换的方法,通过分别计算待测图像和模糊变换图像的相邻灰度变化,给出质量评价结果。Bong 等^[14]通过计算原图像与模糊变换所得的模糊图像在局部区域的灰度直方图差异,实现了对图像的模糊分数评判,并系统阐述了模糊变换的基本原理。上述已有文献表明基于双模糊的图像清晰度评价方法可以实现图像质量评估,然而已有方法均是在宏观测量条件下,基于特定的图像边界或灰度分布进行判断的,依赖人为主观,缺乏轴向位置的定位及定量。在显微测量中,被测样品的表面纹理更为复杂,其边缘方向各异和无规律性使得传统边界判断方法极易失效,并且传统方法对照明光强度变化、照明分布不均、样品表面反射率变化等更为灵敏。目前尚不清楚基于双模糊的图像清晰度评价方法是否可以用于显微图像,也少有文献报道将双模糊的图像清晰度评价方法用于轴向定位,尚缺乏基于双模糊理论的轴向定位方法研究。此外,显微成像系统的景深狭窄,轻微离焦造成的模糊度难以识别,目前尚不清楚基于双模糊理论的图像清晰度轴向定位评价方法

收稿日期: 2022-11-07; 修回日期: 2022-11-25; 录用日期: 2022-12-16; 网络首发日期: 2023-01-06

基金项目: 国家自然科学基金(51775200)、福建省自然科学基金(2020J02005)

通信作者: *yidr@hqu.edu.cn

是否可以实现亚微米精度轴向定位。

基于此,本文提出了一种抗光照强度、抗反射率不均、亚微米精度的基于双模糊理论的显微图像聚焦评价方法(DB-FEM),并研究了人工模糊有效标准差的概念,通过理论和实验找寻了较优有效标准差 σ 的取值。实验结果表明,所提出的DB-FEM对显微测量中的照明光强度变化、照明分布不均、样品表面反射率具有良好的抗干扰性,并且实现了轴向亚微米精度的轴向定位。在 $20\times/0.65$ 条件下,DB-FEM的轴向分辨率优于 $0.3\ \mu\text{m}$ 。

2 双模糊的显微图像聚焦评价方法

2.1 双模糊的基本原理

2.1.1 离焦模糊成像模型

在实际成像系统中,离焦图像可看作聚焦图像经过一定退化所得的图像,考虑系统线性空间不变,离焦图像的成像模型为

$$P_i(x, y) = P(x, y) * h_i(x, y), \quad (1)$$

式中:下标 i 为层扫图像对应的序列号; $P(x, y)$ 为聚焦图像; $P_i(x, y)$ 为第 i 张层扫图像; $h_i(x, y)$ 为 $P_i(x, y)$ 对应的退化模型;*为卷积符号。在实际应用中,通常采用高斯函数模拟成像系统退化模型,其标准差大小表征离焦程度高低,标准差 σ_i 越大,离焦越严重。二维高斯函数可表示为

$$h_i(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_i} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma_i^2}\right). \quad (2)$$

2.1.2 人为模糊模型

人为模糊模型对图像进行已知标准差高斯核卷积,因此,层扫图像 $P_i(x, y)$ 通过人为模糊得到模糊图像 $P'_i(x, y)$,可表示为

$$P'_i(x, y) = P_i(x, y) * h(x, y) = P(x, y) * h_i(x, y) * h(x, y), \quad (3)$$

式中: $h(x, y)$ 为人为高斯卷积核。 $h_i(x, y) * h(x, y)$ 可表示为

$$h_i(x, y) * h(x, y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sqrt{\sigma_i^2 + \sigma^2}} \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2(\sigma_i^2 + \sigma^2)}\right], \quad (4)$$

式中: (x, y) 表示像素位置; σ_i 为 $h_i(x, y)$ 的标准差,反映采集时的模糊程度,是未知量; σ 为 $h(x, y)$ 的有效标准差,反映人为模糊程度,为已知量。

2.1.3 有效标准差 σ 的确定

由于数字图像是二维离散信号,在进行人为模糊时需要进行卷积运算。高斯核权重矩阵大小 k_{size} 与标准差的关系可表示为

$$\sigma = 0.3 \left[\left(\frac{k_{\text{size}} - 1}{2} \right) - 1 \right] + 0.8. \quad (5)$$

由式(5)可知:当 $\sigma \leq 0.5$ 时,卷积核大小为 1×1 ,此时人为模糊图像与原图像相同,即 $P(x, y) * h_i(x, y) * h(x, y)$ 等同于 $P(x, y) * h_i(x, y)$;当 $\sigma > 0.5$ 时,由图1可知,高斯函数随着 σ 的增大整体趋于平缓, 3σ 半径逐渐增加。若 $P_i(x, y)$ 的离焦量小,即相邻灰度值差别较大,此时任意大小的 σ 均可实现人为模糊,增大 $P'_i(x, y)$ 和 $P_i(x, y)$ 的差异程度。若 $P_i(x, y)$ 的离焦量较大,即 σ_i 较大,此时相邻灰度值差异较小,当采用较小 σ 时,因卷积核计算覆盖区域小,所得 $P'_i(x, y)$ 与 $P_i(x, y)$ 的差异度小。因此需要较大 σ ,以增大卷积核覆盖范围,提高差异度。然而,图像模糊度存在上限,当图像完全模糊时,相邻像素之间的灰度差为0。由式(3)、(4)可知

$$h'(x, y) \geq h_i(x, y) * h(x, y), \quad (6)$$

式中: $h'(x, y)$ 为 $P(x, y)$ 为完全模糊所需要的卷积核。进一步化简可得

$$\sigma' \geq \sqrt{\sigma_i^2 + \sigma^2}, \quad (7)$$

式中: σ' 为 $P(x, y)$ 为完全模糊所需要的卷积核方差。由式(7)可进一步得到 σ_i 与 σ 的叠加只能无限接近 σ' 的内容。当 $P_i(x, y)$ 处于严重离焦时,即 σ_i 无限接近 σ' ,此时 σ 的大幅增加也难以增大 $P_i(x, y)$ 与 $P'_i(x, y)$ 的差异度,即存在一个临界的差异度,如图2(a)所示。

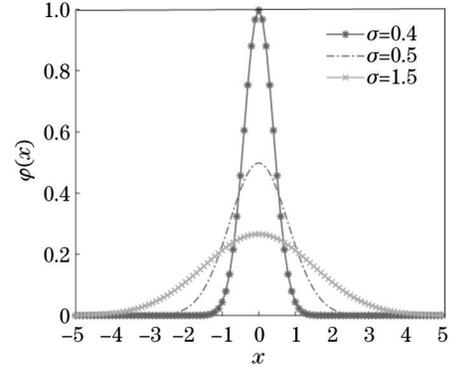


图1 一维高斯函数

Fig. 1 One-dimensional Gaussian function

为验证上述推导理论和选定合适的人为模糊标准差 σ ,采用Lena图像进行了相关实验。从图2(b)中可以看出,对于较小的标准差,随着图像模糊程度的增加,图像间像素灰度差最大值逐渐减小,最终都收敛于一个值。为保证模糊变换对不同离焦程度图像均具有一定的模糊效果,可初步判定有效标准差的范围为 $0.4 \sim 1.6$ [图2(b)中阴影区域]。由式(5)可知,当标准差为 $0.8, 1.1, 1.4$ 时,高斯核可分别采用 $3 \times 3, 5 \times 5, 7 \times 7$ 矩阵表示,这在一定程度上保证了卷积核矩阵内参的完整性,即满足 3σ 原则。为提高图像模糊处理的运算速度,采用 σ 为 0.8 的卷积核。

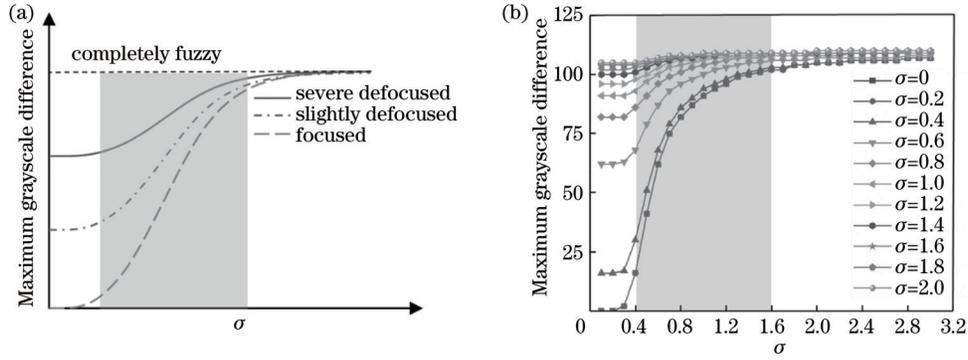


图 2 高斯函数标准差随灰度差值的变化曲线。(a)理论模拟结果;(b)实验验证结果

Fig. 2 Gaussian function standard deviation varying with gray difference. (a) Theoretical simulation results; (b) experimental verification results

2.2 空域边缘特征提取方法

空域边缘特征提取常用的函数有 SMD 函数、Robert 函数、Sobel 函数和 Brenner 函数。其中 Sobel 函数对水平和垂直方向的边缘梯度变化较为敏感,而 Robert 函数对 45° 和 135° 方向上的边缘梯度较为敏感。因此,为更好地兼容不同方向的边缘特性,本文在空域

的边缘特征提取上采用 Sobel 和 Robert 两函数相结合的方法计算图像的空域边缘信息。

Sobel 算子和 Robert 算子如图 3 所示,设图像 $P(x, y)$ 大小为 $n \times m$, 可得 Sobel 和 Robert 两函数提取图像的数学表达式为

$$P_{i,x}(x, y) = P_i(x + 1, y - 1) - P_i(x - 1, y - 1) + 2P_i(x + 1, y) - 2P_i(x - 1, y) + P_i(x + 1, y + 1) - P_i(x - 1, y + 1), \quad (8)$$

$$P_{i,y}(x, y) = P_i(x - 1, y - 1) - P_i(x - 1, y + 1) + 2P_i(x, y - 1) - 2P_i(x, y + 1) + P_i(x + 1, y - 1) - P_i(x + 1, y + 1), \quad (9)$$

$$P_{i,Sobel} = \sum_{x=2}^{n-1} \sum_{y=2}^{m-1} |P_{i,x}(x, y) + P_{i,y}(x, y)|, \quad (10)$$

$$P_{i,Robert} = \sum_{x=1}^{n-1} \sum_{y=1}^{m-1} [|P_i(x, y) - P_i(x + 1, y + 1)| + |P_i(x + 1, y) - P_i(x, y + 1)|], \quad (11)$$

式中: $P_{i,Sobel}$ 为 Sobel 算子所得的图像边缘特征; $P_{i,Robert}$ 为 Robert 算子所得的图像边缘特征。

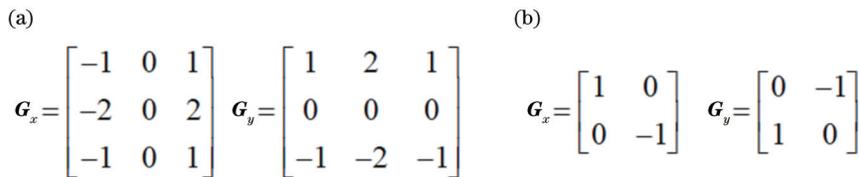


图 3 边缘算子 (G_x 表示 x 方向梯度, G_y 表示 y 方向梯度)。(a) Sobel 算子;(b) Robert 算子

Fig. 3 Edge operators (G_x presents gradient in x direction, and G_y presents gradient in y direction). (a) Sobel operator; (b) Robert operator

对两函数分配相同权值,可得

$$P_{i,Sobel_Robert} = 0.5P_{i,Sobel} + 0.5P_{i,Robert}, \quad (12)$$

式中: $P_{i,Sobel_Robert}$ 为 Sobel 和 Robert 算子叠加所得的图像边缘特征。

Lena 图像的 Sobel 和 Robert 的边缘计算图像如图 4 所示,图 4(a) 为 Lena 图像,图 4(b) 为 Sobel 边缘图像,图 4(c) 为 Robert 图像,图 4(d) 为 Sobel_Robert 图像。

2.3 基于小波变换的图像频域特征提取

图像的小波分解采用 Harr 小波变换快速算法,该算法可以将上一级图像不断地分解为一个低频子带和三个高频子带, $P_{c(i+1)}$ 、 $P_{c(i+1)HL}$ 、 $P_{c(i+1)LH}$ 、 $P_{c(i+1)HH}$ 分别为分解出的低频纹理、高频水平边缘、高频垂直边缘、高频对角边缘 4 部分。其中低频纹理保留了原图像的大部分信息,其他高频分量保留了原图像得分边缘信息。二维离散小波分解算法如图 5 所示。

Lena 图像的 Haar 小波分解如图 6 所示。从图 6 中



图 4 边缘计算图像。(a) Lena 图像; (b) Sobel 边缘图像; (c) Robert 边缘图像; (d) Sobel-Robert 边缘图像
Fig. 4 Edge computing images. (a) Lena image; (b) Sobel edge image; (c) Robert edge image; (d) Sobel-Robert edge image

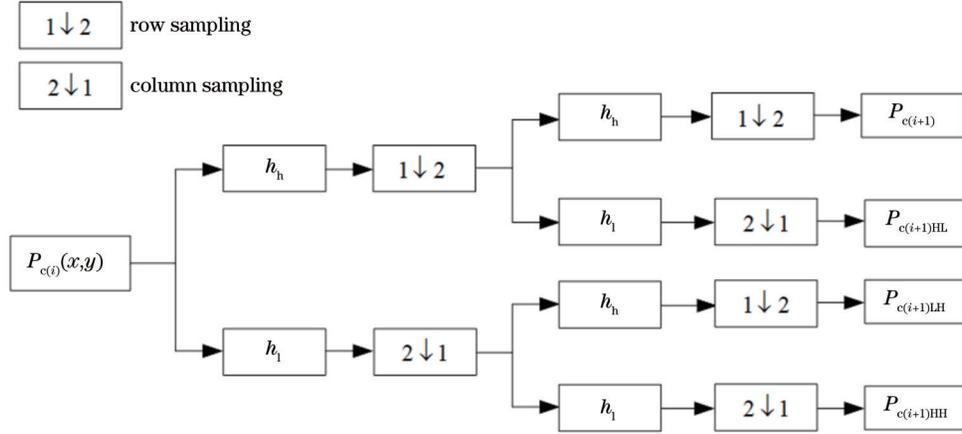


图 5 Haar 离散小波分解原理
Fig. 5 Haar discrete wavelet decomposition principle

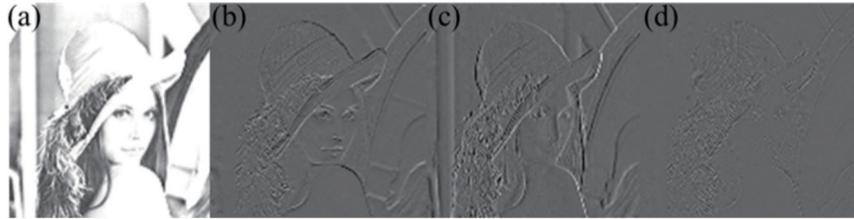


图 6 小波变换图像。(a) LL(图像的纹理信息); (b) LH(图像的水平轮廓); (c) HL(图像的竖直轮廓); (d) HH(图像的 45°和 135°轮廓)
Fig. 6 Wavelet transform images. (a) LL (texture information of the image); (b) LH (horizontal contour of the image); (c) HL (vertical contour of the image); (d) HH (45° and 135° contours of the image)

可以看出,低频子带(LL)较好地保留了原始图像的纹理信息,高频子带(LH、HL、HH)能较好地还原原始图像的边缘轮廓信息。

2.4 图像清晰度评价函数定义

采用局域方差差值的方法计算待评价图像和其模糊图像间的空域特征、低频特征和高频特征。其中低频特征为小波分解所得的低频子带(LL),高频特征为小波分解所得的三个高频子带(LH、HL、HH)的叠加,空域特征为 Sobel 和 Robert 叠加所提取的空域灰度梯度。

由于三个特征的局域方差差值计算方法一样,本文以空域特征为例进行介绍。

由于 $P_i(x, y)$ 和 $P'_i(x, y)$ 的大小为 $n \times m$, 所以空域边缘特征提取的特征矩阵 $p_{i,1}(x, y)$ 和 $p'_{i,1}(x, y)$ 的

大小为 $n \times m$ 。将 $p_{i,1}(x, y)$ 和 $p'_{i,1}(x, y)$ 分别划分为 $u \times v$ 个 $f_{i,1}^{(u,v)}(i, j)$ 和 $f_{i,1}^{(u,v)'}(i, j)$, 每个 $f_{i,1}^{(u,v)}(i, j)$ 和 $f_{i,1}^{(u,v)'}(i, j)$ 的大小为 $i \times j$ (本文采用 11×11), 如图 7 所示。其中, i 和 j 表示每个局域的大小。

整个图像的全局方差差值 $F_{i,1}^{(cov)}$ 可表示为

$$F_{i,1}^{(cov)} = \sum_{h=1}^u \sum_{g=1}^v f_{i,1}^{[cov(g,h)]}, \quad (13)$$

其中, $f_{i,1}^{[cov(g,h)]}$ 可表示为

$$f_{i,1}^{[cov(g,h)]} = \text{abs} \left\{ \text{cov} \left[f_{i,1}^{(g,h)}(i, j) \right] - \text{cov} \left[f_{i,1}^{(g,h)'}(i, j) \right] \right\}, \quad (14)$$

式中: $\text{cov}(\bullet)$ 表示计算矩阵的方差; $\text{abs}(\bullet)$ 表示取绝对值。低频特征、高频特征的全局方差差值计算方法与上述类似, 分别为 $F_{i,2}^{(cov)}$ 、 $F_{i,3}^{(cov)}$ 。最终图像聚焦评价分

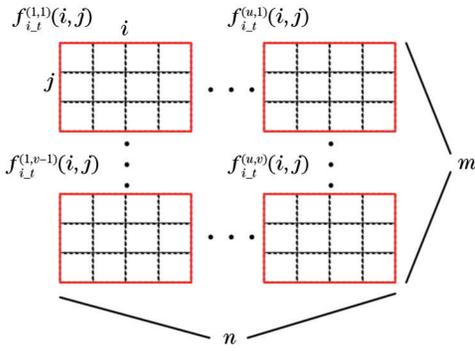


图 7 图像矩阵块分解

Fig. 7 Image matrix block decomposition

数为 $F_{i,1}^{(cov)}$ 、 $F_{i,2}^{(cov)}$ 、 $F_{i,3}^{(cov)}$ 相乘的结果,表示为 F_i :

$$F_i = F_{i,1}^{(cov)} F_{i,2}^{(cov)} F_{i,3}^{(cov)}. \quad (15)$$

2.5 图像清晰度评价算法流程

基于上述理论, DB-FEM 的具体步骤为

1) 获取层扫图像 $P_i(x, y)$, i 表示图像索引;

2) 获取 $P_i(x, y)$ 的人为模糊图像 $P'_i(x, y)$;

3) 分别获取 $P_i(x, y)$ 与 $P'_i(x, y)$ 对应的三种图像特征 $p_{i,1}^{(1)}(x, y)$ 、 $p_{i,2}^{(1)}(x, y)$ 、 $p_{i,3}^{(1)}(x, y)$ 和 $p_{i,1}'^{(1)}(x, y)$ 、 $p_{i,2}'^{(1)}(x, y)$ 、 $p_{i,3}'^{(1)}(x, y)$;

4) 根据所得图像特征, 利用式 (13)~(15) 计算 $P_i(x, y)$ 与 $P'_i(x, y)$ 之间的差异 F_i ;

5) 根据所得 F_i 曲线, 确定最佳焦面索引位置。

3 聚焦评价函数定量评价方法

为定量评价方法的性能, 采用清晰度比率、灵敏度因子和陡峭度三种评价指标, 与目前比较有代表性的聚焦评价函数 (SML、Brenner、SMD、SMD2、DCT、Energy 函数) 进行对比^[15-17]。

3.1 常见的聚焦评价方法

1) SML 函数

SML 函数可表示为

$$P_{SML} = \sum_{x=2}^{n-2} \sum_{y=2}^{m-2} \left[\left| 2P(x, y) - P(x-1, y) - P(x+1, y) \right| + \left| 2P(x, y) - P(x, y-1) - P(x, y+1) \right| \right]^2. \quad (16)$$

2) Brenner 函数

Brenner 函数可表示为

$$P_{Brenner} = \sum_{x=1}^{n-2} \sum_{y=1}^{m-2} [P(x+2, y) - P(x, y)]^2. \quad (17)$$

3) SMD 函数

SMD 函数可表示为

$$P_{SMD} = \sum_{x=1}^{n-1} \sum_{y=1}^{m-1} \left[\left| P(x+1, y) - P(x, y) \right| + \left| P(x, y+1) - P(x, y) \right| \right]. \quad (18)$$

4) SMD2 函数

SMD2 函数可表示为

$$P_{SMD2} = \sum_{x=1}^{n-1} \sum_{y=1}^{m-1} \left[\left| P(x+1, y) - P(x, y) \right| \cdot \left| P(x, y+1) - P(x, y) \right| \right]. \quad (19)$$

5) DCT 函数

DCT 函数可表示为

$$P_{DCT} = \frac{1}{nm} \sum_{x=1}^{n-1} \sum_{y=1}^{m-1} (x+y) |C(x, y)|, \quad (20)$$

式中: C 为余弦变换后的系数矩阵。

6) Energy 函数

Energy 函数可表示为

$$P_{Energy} = \sum_{x=0}^{n-1} \sum_{y=0}^{m-1} \left[\left| P(x+1, y) - P(x, y) \right|^2 + \left| P(x, y+1) - P(x, y) \right|^2 \right]. \quad (21)$$

3.2 聚焦评价指标

清晰度比率、灵敏度因子和陡峭度是常用于定量评估不同聚焦评价方法的三种评价指标。下面给出这三种指标的定义及计算方法。

3.2.1 清晰度比率

清晰度比率反映不同聚焦评价方法在识别清晰度能力方面的差异。清晰度比率越大, 代表聚焦评价函

数分辨清晰和模糊图像的能力越强, 更容易实现准确聚焦^[18]。清晰度比率的计算式为

$$R_{articulation} = \frac{S_{core, min}}{S_{core, max}}, \quad (22)$$

式中: $S_{core, min}$ 、 $S_{core, max}$ 分别为聚焦评价函数的最小值、最大值。

3.2.2 灵敏度因子

灵敏度因子 $S_{\text{sensitivity}}$ 用于表示聚焦评判函数极大值附近的变化程度。在轴向等间隔扫描情况下,其表示为

$$S_{\text{sensitivity}} = \frac{S_{\text{core, max}}(i) - S_{\text{core}}(i \pm 1)}{S_{\text{core}}(i \pm 1)}, \quad (23)$$

式中: $S_{\text{core, max}}(i)$ 为灵敏度因子的极大值; i 为图像在该轴向扫描序列图像位置; $S_{\text{core}}(i \pm 1)$ 为最清晰图像紧邻的下一张图像的得分值。

3.2.3 陡峭度

陡峭度 $S_{\text{steepness}}$ 用于表示聚焦评价曲线的陡峭程度,可表征聚焦评价函数对不同离焦图像的分辨能力,其表示为

$$S_{\text{steepness}} = \frac{2S_{\text{core, max}}(i) - S_{\text{core}}(i_1) - S_{\text{core}}(i_2)}{i_2 - i_1}, \quad (24)$$

式中: $S_{\text{core}}(i_1)$ 为聚焦评价曲线峰值左侧小于固定阈值的最后一张图像评价价值, i_1 为索引号; $S_{\text{core}}(i_2)$ 为峰值右侧小于固定阈值的第一张图像评价价值, i_2 为索引号。在单峰渐变评价曲线中, 阈值一般取 0.1。

4 实验结果分析

本文测量系统光路如图 8 所示。光源产生的照明光经过集光镜和全反射棱镜,被数字微镜阵列(DMD)调制成为并行点光源阵列,再依次透过准直透镜组、半透半反透镜和物镜后,会聚到被测样品表面。随后反射信号再次通过物镜和半透半反透镜,由相机接收。相机为滨松 sCMOS C11440,分辨率为 $2048 \text{ pixel} \times 2048 \text{ pixel}$, 像元尺寸为 $6.5 \mu\text{m} \times 6.5 \mu\text{m}$ 。物镜采用 Motic 消色差物镜(放大倍数为 20, 数值孔径为 0.65)。PI 电机 (piezoelectric ceramic motor) 的闭环分辨率为

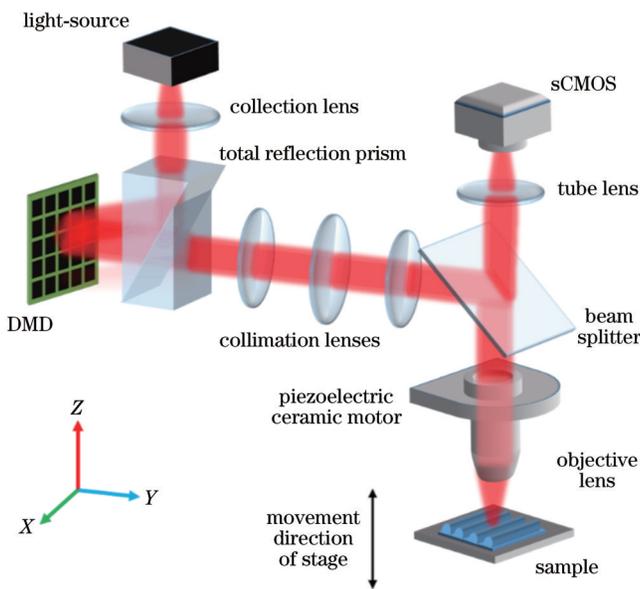


图 8 基于 DMD 的并行共焦测量原理示意图

Fig. 8 Schematic of parallel confocal measurement principle based on DMD

1.25 nm。

4.1 焦面定位精度实验

为验证 DB-FEM 的轴向层析能力,选用表面反射率均匀的平面镜进行实验,如图 9(a)所示。因平面镜表面光滑,无明显纹理信息,采用点阵照明使其表面产生可分辨的边缘纹理信息,如图 9(b)所示。点阵照明通过 DMD 实现。单个视场(FOV)大小为 $0.665 \text{ mm} \times 0.665 \text{ mm}$ 。在焦面附近 $\pm 3.3 \mu\text{m}$ 范围内,从下向上,驱动 PI 电机带动物镜进行轴向扫描(步进为 $0.1 \mu\text{m}$),同步获取平面镜在点阵照明下的图案,并进行 DB-FEM 聚焦性能指标定量分析。

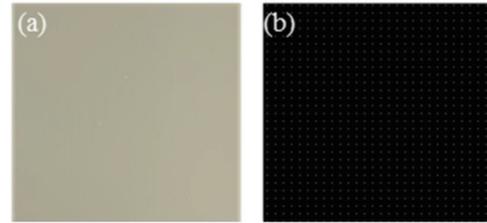


图 9 验证样本。(a)反射镜;(b)点阵光

Fig. 9 Verification of sample. (a) Mirror; (b) lattice light

实验结果如图 10 所示,图 10 为 5 组 DB-FEM 在轴向层扫得到的归一化聚焦评价曲线。由图 10 可见,当轴向层扫步进为 $0.1 \mu\text{m}$ 时, DB-FEM 在近焦面的 $\pm 3.3 \mu\text{m}$ 的扫描范围内均能实现轴向位置分辨。在焦面附近 $\pm 0.5 \mu\text{m}$ 范围内, DB-FEM 的轴向分辨率优于 $0.3 \mu\text{m}$ 。在离开焦面 $\pm 0.5 \mu\text{m}$ 时, DB-FEM 轴向分辨力优于 $0.2 \mu\text{m}$ 。

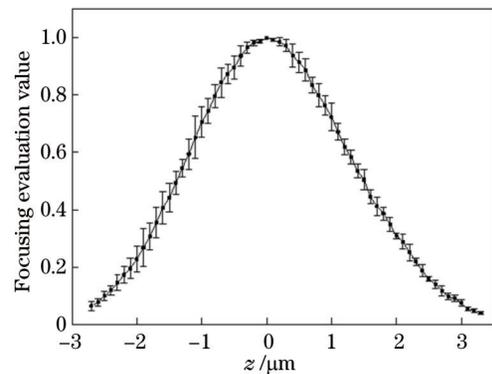


图 10 DB-FEM 轴向分辨率图

Fig. 10 DB-FEM axial resolution diagram

4.2 光照幅值实验

为验证 DB-FEM 在不同光照幅值条件下的聚焦评价性能,采用与 4.1 节相同的实验条件,通过控制相机曝光时间实现对不同照明幅值图像的采集。不同光照幅值会影响图像信噪比,光照幅值越低,系统噪声的影响越大,图像信噪比越低。

实验结果如图 11 所示,图 11(a)为各评价函数在 2 ms 相机曝光时间下所得的归一化聚焦评价曲线,从

图中可以得出, SMD、SMD2、DCT、Energy 和 Brenner 5 种聚焦评价方法无法正确找到聚焦平面, 聚焦平面存在一定的轴向偏移。图 11(b) 为各评价函数在 1 ms 相机曝光时间下所得的归一化聚焦评价曲线, 从图 11

(b) 中可以得出, SMD、SMD2 和 DCT 三种聚焦评价方法无法正确找到聚焦平面, 聚焦平面存在一定的轴向偏移。

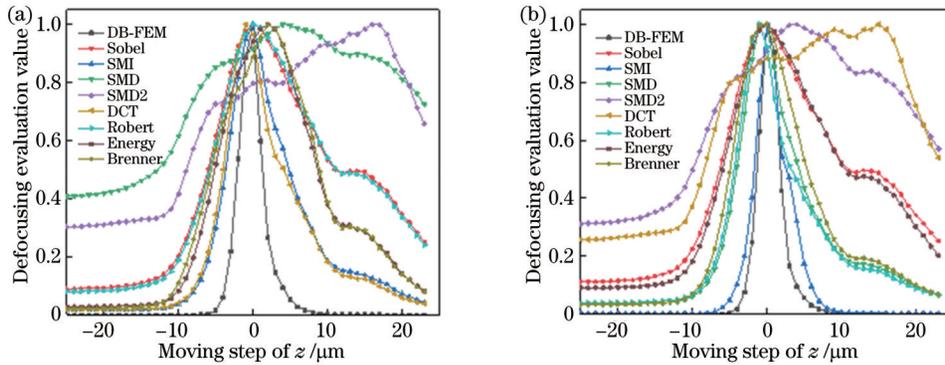


图 11 DB-FEM 与 8 种常用聚焦评价函数对均匀平面样本系列层扫图像离焦情况的评价结果的比较。(a) 相机曝光 2 ms; (b) 相机曝光 1 ms (不同曝光时间影响图像中的最大灰度值)

Fig. 11 Comparison of defocusing evaluation results of uniform plane sample series obtained by DB-FEM and 8 commonly used focusing evaluation functions. (a) Camera exposure time of 2 ms; (b) camera exposure time of 1 ms (camera exposure time affects maximum image gray value)

从表 1 中可以得出, DB-FEM 在清晰度比率上比其他聚焦评价方法具有 3 个数量级以上的提升, 峰值灵敏度也提升了 1~2 个数量级, 陡峭度也具有一定倍数的提升。因此, 在表面反射率均匀样本的不同灰

度条件下, DB-FEM 在聚焦评价的性能稳定上具有良好的保持能力, 始终保持着极快的收敛能力, 在其他聚焦评价方法出现评价曲线波动时仍然保持着高灵敏、快速收敛的特性。

表 1 平面镜的不同曝光实验的性能评价

Table 1 Performance evaluation of different exposure experiments of a flat mirror

Method	Sharpness ratio		Sensitivity factor		Steepness	
	2 ms	1 ms	2 ms	1 ms	2 ms	1 ms
DB-FEM	1.40×10^7	4.44×10^6	0.675	0.105	0.231	0.262
Sobel	11.20	9.09	1.250×10^{-2}	3.070×10^{-2}	—	—
SML	2.47	30.40	3.440×10^{-3}	3.680×10^{-4}	6.800×10^{-2}	6.300×10^{-2}
SMD	2.46	3.23	3.450×10^{-3}	1.300×10^{-2}	—	—
SMD2	3.32	3.93	0.252	1.820×10^{-2}	—	—
DCT	55.70	26.80	3.680×10^{-2}	8.310×10^{-2}	—	6.480×10^{-2}
Robert	12.60	11.20	9.810×10^{-3}	2.410×10^{-2}	—	—
Energy	36.80	30.80	1.550×10^{-2}	5.560×10^{-2}	5.680×10^{-2}	6.220×10^{-2}
Brenner	48.30	42.00	1.450×10^{-2}	3.530×10^{-3}	5.560×10^{-2}	6.310×10^{-2}

4.3 表面反射率不均匀实验

为进一步验证 DB-FEM 对表面反射率不均匀物体表面进行测量时具有更好的清晰度比率、峰值灵敏度和陡峭度, 选用了工业领域中常见的压电陶瓷片进行聚焦实验, 实验条件与 4.2 节相同, 测量区域如图 12 所示。在测量区域 1 中, 相同测量环境下左上角区域相比右下角较暗; 在测量区域 2 中, 不同台阶表面的明暗程度差异可清晰辨别, 采用商业 DSX1000 设备进行测量, 台阶高度为 $24.6 \mu\text{m}$ 。不同层的拍摄图像如图 13 所示。

4.3.1 无台阶变化实验

实验结果如图 14 所示。图 14(a) 为各评价函数在无台阶变化背景下所得的聚焦评价曲线, 可以看出除 Brenner 评价方法外, 其他常见聚焦评价方法包括本文提出的 DB-FEM 均能准确找寻图像的聚焦位置。相比而言, SML 与 DB-FEM 具有更好的聚焦效果。为进一步说明 DB-FEM 相比常见的聚焦评价方法有较大幅度的性能提升, 利用式 (22)~(24) 计算图 14(a) 中各聚焦评价函数的清晰度比率、峰值灵敏度与陡峭度, 得到如表 2 所示的结果。

从表 2 可以得出, DB-FEM 的灵敏度比率比

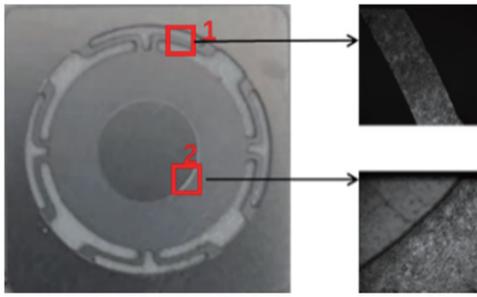


图 12 测试样本(区域 1 为无台阶变化区,区域 2 含有大台阶变化区域)

Fig. 12 Test sample (region 1 is without step change zone, and region 2 contains large step change zone)

Sobel、SML、SMD、SMD2、DCT、Robert、Energy、Brenner 至少高 3 个数量级,峰值灵敏度分别比 Sobel、SML、SMD、SMD2、DCT、Robert、Energy、Brenner 高 2.18、1.90、2.28、2.27、1.88、2.17、2.15、1.71,陡峭度分别比 SML、DCT、Energy、Brenner 高 0.29、0.34、0.35、0.37,聚焦评价能力具有明显提升。

4.3.2 大台阶变化实验

图 14(b)为各评价函数在大台阶变化背景下所得

表 2 无台阶实验性能评价

Table 2 Performance evaluation of experiments without step

Method	Sharpness ratio	Sensitivity factor	Steepness
DB-FEM	867573.90	2.280	0.492
Sobel	6.78	0.100	—
SML	31.90	0.388	0.203
SMD	1.65	2.630×10^{-4}	—
SMD2	2.18	9.910×10^{-3}	—
DCT	21.70	0.394	0.152
Robert	7.79	0.111	—
Energy	26.60	0.124	0.152
Brenner	30.80	0.569	0.128

的聚焦评价曲线,从图中可以看出;SMD、SMD2 在轴向 0 位置处未取得最大值,存在一定的偏移,SMD、SMD2 在第二个焦面处不存在极值,无法识别第二焦面;Robert、Sobel 的第二焦面位置位于 $-26 \mu\text{m}$,存在一定的测量误差;DB-FEM、SML、DCT、Energy、Brenner 的第一、第二焦面位置都在 $0 \mu\text{m}$ 和 $-25 \mu\text{m}$,但相比而言 DB-FEM 相邻图像间的差异度更大,具有更好的收敛性。

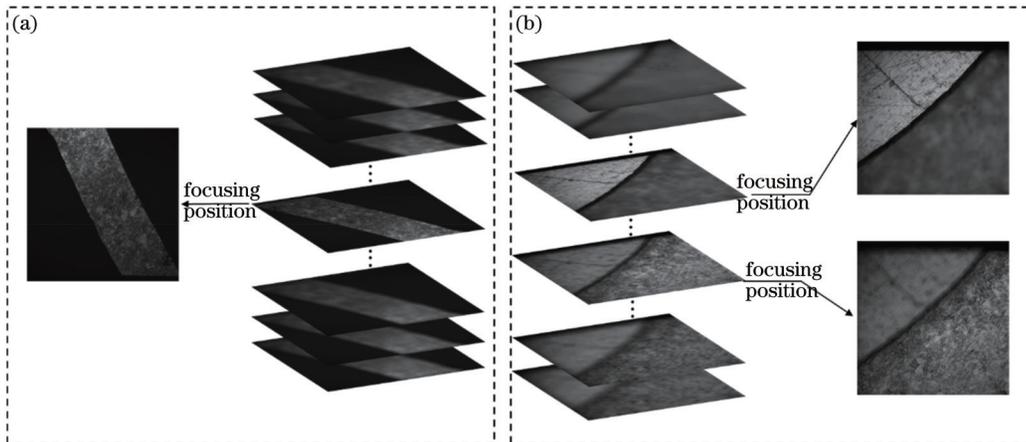


图 13 层扫示意图。(a)区域 1;(b)区域 2

Fig. 13 Schematic of layer scanning. (a) Region 1; (b) region 2

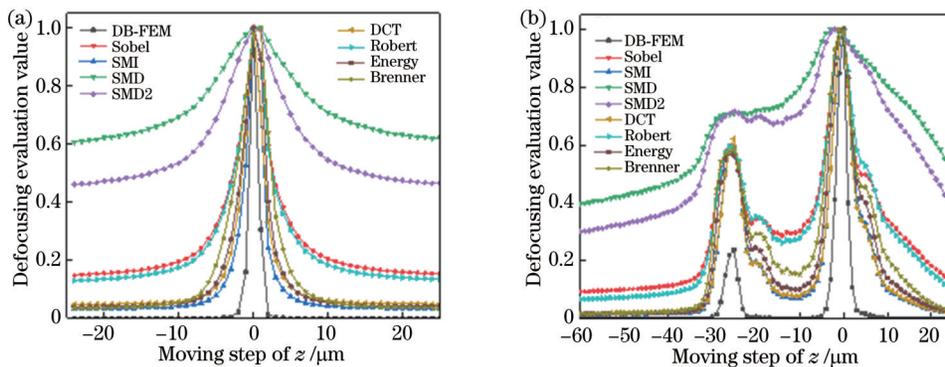


图 14 实验数据对比。(a)无台阶变化;(b)大台阶变化

Fig. 14 Comparison of experimental data. (a) No step change; (b) large step change

5 结 论

提出了一种抗光照强度、抗反射率不均、亚微米精度的 DB-FEM, 并研究了人工模糊有效标准差的概念, 通过理论和实验找寻了较优有效标准差 σ 的取值。对平面镜和压电陶瓷片的实验表明: 所提方法在物镜的放大倍数为 20、数值孔径为 0.65 的条件下的轴向分辨率优于 $0.3 \mu\text{m}$; 并且在不同照明幅值条件、反射率不均条件下, 相比传统聚焦评价方法, DB-FEM 均能在不同程度上提高聚焦评价曲线的清晰度比率、峰值灵敏度和陡峭度。在相同曲线阈值下, 所提方法的聚焦评价曲线的半峰全宽均小于其他聚焦评价方法。此外, 在面对双聚焦面复杂聚焦环境时, DB-FEM 能很好地确定两个不同表面的聚焦位置, 这对高精度显微测量系统的发展具有重大的促进作用。

参 考 文 献

- [1] Farokhi H, Ghayesh M H. Electrically actuated MEMS resonators: effects of fringing field and viscoelasticity[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2017, 95: 345-362.
- [2] Simanca E, Morris D, Zhao L P, et al. Measuring progressive soft tissue change with nasoalveolar molding using a three-dimensional system[J]. *The Journal of Craniofacial Surgery*, 2011, 22(5): 1622-1625.
- [3] 董一帆, 万新军, 孟涵, 等. 快速稳定的白光干涉测量法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(5): 051203.
Dong Y F, Wan X J, Meng H, et al. Fast and stable white light interferometry[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(5): 051203.
- [4] 叶一青, 易定容, 蒋威, 等. 并行差动共焦轴向测量宽场误差修正方法[J]. *光学学报*, 2020, 40(20): 2018001.
Ye Y Q, Yi D R, Jiang W, et al. Wide-field error correction method for parallel differential confocal axial measurement[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(20): 2018001.
- [5] 夏浩盛, 余飞鸿. 数码显微镜自动对焦算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2021, 58(4): 0400002.
Xia H S, Yu F H. Auto focusing algorithm of digital microscope [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(4): 0400002.
- [6] Bahrami K, Kot A C. A fast approach for no-reference image sharpness assessment based on maximum local variation[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2014, 21(6): 751-755.
- [7] Zhan Y B, Zhang R. No-reference image sharpness assessment based on maximum gradient and variability of gradients[J]. *IEEE Transactions on Multimedia*, 2018, 20(7): 1796-1808.
- [8] Liu X G, Sun C, Yang L T. DCT-based objective quality assessment metric of 2D/3D image[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2015, 74(8): 2803-2820.
- [9] Li C F, Zhang Y, Wu X J, et al. A multi-scale learning local phase and amplitude blind image quality assessment for multiply distorted images[J]. *IEEE Access*, 2018, 6: 64577-64586.
- [10] He L H, Zhong Y Z, Lu W, et al. A visual residual perception optimized network for blind image quality assessment[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 176087-176098.
- [11] Yan Q S, Gong D, Zhang Y N. Two-stream convolutional networks for blind image quality assessment[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2019, 28(5): 2200-2211.
- [12] Marziliano P, Dufaux F, Winkler S, et al. Perceptual blur and ringing metrics: application to JPEG2000[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2004, 19(2): 163-172.
- [13] Crete F, Dolmiere T, Ladret P, et al. The blur effect: perception and estimation with a new no-reference perceptual blur metric[J]. *Proceedings of SPIE*, 2007, 6492: 64920I.
- [14] Bong D B L, Khoo B E. Blind image blur assessment by using valid reblur range and histogram shape difference[J]. *Signal Processing: Image Communication*, 2014, 29(6): 699-710.
- [15] Nayar S K, Nakagawa Y. Shape from focus[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, 16(8): 824-831.
- [16] Yin W M, Liu W S. Improved SMD image evaluation function based on pixel difference[C]//International Conference on Computer Intelligent Systems and Network Remote Control (CISNRC 2020), Oct 3, 2020, Shanghai, China. Beijing: DES, 2020: 341-350.
- [17] Lee S Y, Yoo J T, Kumar Y, et al. Reduced energy-ratio measure for robust autofocusing in digital camera[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2009, 16(2): 133-136.
- [18] 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.
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 Optica Sinica*, 2011, 31(4): 0418002.

Double Blur Micro-Images Focusing Evaluation Method

Yuan Tao, Yi Dingrong*, Jiang Wei, Ye Yiqing, Wu Dongliang, Liu Ting

College of Mechanical Engineering and Automation, Huaqiao University, Xiamen 361021, Fujian, China

Abstract

Objective As high-precision and ultra-precision structural components are widely applied in high-end precision manufacturing, biomedicine, aerospace, and other high-end fields, their quality inspection becomes particularly critical. White light interferometry and confocal microscopy are the most widely employed in micro-nano detection, and the first measurement step is to focus on the surface of the measured sample. As the core of the focusing process, the performance of focusing evaluation functions directly affects the focusing accuracy. Therefore, it is of great theoretical significance and engineering value to study the focusing evaluation algorithm of anti-light intensity, anti-reflectivity unevenness, and high resolution to improve microscopic measurement accuracy. At present, methods for focusing evaluation are mainly image

sharpness evaluation algorithms, which can be divided into three categories according to the principle of different algorithms. The first category is based on the gray value of images, which is mainly judged by calculating the gray value or gray gradient of the images. However, in the axial micro-step scanning of microscopic measurement, the gray difference between adjacent images is subtle, which can easily cause misjudgment of the focal plane. The second is the evaluation method based on the machine learning model. This kind of method mainly realizes the ambiguity judgment of images by training the network model. Although better performance in the public dataset can be realized, it is limited by the image type of the training set and network model framework in practical application. The third is the method based on the calculation of image quality, the most representative of which is the double fuzzy theory of images. The first blur is camera defocused blur, and the second is artificially added blur. The reference image is constructed by artificially blurring the image to be detected, and then the difference between the images to be detected and their blurred images are calculated to realize the clarity evaluation of the images to be detected. However, the existing methods are based on specific image boundary or gray distribution under macroscopic measurement conditions, and they are subjective and lack positioning and quantification of axial positions. In microscopic measurement, the surface texture of the tested sample is more complex, and its different and irregular edge directions make the traditional boundary judgment method easy to fail. Additionally, it is more sensitive to illumination intensity changes, uneven illumination distribution, and changes in sample surface reflectivity. Therefore, we propose a microscopic image focusing evaluation method with anti-light intensity, anti-reflectivity unevenness, and sub-micron accuracy.

Methods Based on the principle of imaging technology, we design a microscopic image focusing evaluation method based on double blur. To address the problems in existing methods, we adopt the combination of image spatial domain and image frequency domain information and employ the local variance to calculate the difference between an original image and its blurred image. As a result, the problem that previous focusing evaluation methods are insensitive to illumination intensity changes, uneven illumination distribution, and changes in sample surface reflectivity is solved. With an aim at the selection of artificially blurred standard deviation, the concept of effective standard deviation is proposed, and the range of effective standard deviation is determined through theoretical and experimental analysis. DB-FEM includes the following steps. The first is to obtain the axial scanning image of the microscopic imaging device. In the second step, the obtained axial scanning image is artificially blurred by the Gaussian kernel function with a known standard deviation. The third step is to calculate the difference between the spatial edge information and the Haar wavelet frequency domain information of the image and its blurred image by local variance. The difference degree includes spatial edge, low-frequency texture, and high-frequency edge. The fourth step is to multiply all the differences to get the focus evaluation curve based on the difference and complete the focus evaluation.

Results and Discussions The experimental results show that the proposed microscopic focusing evaluation algorithm based on double blur has an excellent focusing evaluation ability. At the focal plane of $\pm 0.5 \mu\text{m}$, the DB-FEM' axial resolution is better than $0.3 \mu\text{m}$. The axial resolution of DB-FEM is better than $0.2 \mu\text{m}$ during leaving the focal plane $\pm 0.5 \mu\text{m}$ (Fig. 10). In the experiment of illumination amplitude variation, compared with other focusing evaluation methods, the DB-FEM has a performance improvement of more than three orders of magnitude in clarity ratio, an improvement of one to two orders of magnitude in peak sensitivity, and certain multiple improvements in steepness (Fig. 11 and Table 1). In the uneven reflectivity experiment, the sensitivity ratio of DB-FEM is at least three orders of magnitude higher than that of Sobel, SML, SMD, SMD2, DCT, Robert, Energy, and Brenner, and the peak sensitivity value is 2.18, 1.90, 2.28, 2.27, 1.88, 2.17, 2.15, and 1.71 higher than that of Sobel, SML, SMD, SMD2, DCT, Robert, Energy, and Brenner, respectively. The steepness values are 0.29, 0.34, 0.35, and 0.37 higher than that of the SML, DCT, Energy, and Brenner respectively [Fig. 14(a), Table 2]. In the double focal plane experiment, DB-FEM has better axial positioning ability and convergence than other focusing evaluation algorithms [Fig. 14(b)].

Conclusions In this paper, a double blur micro-images focusing evaluation method (DB-FEM) based on double blur theory is proposed, which is resistant to light intensity, uneven reflectance, and submicron precision. The concept of artificially fuzzy effective standard deviation is studied, and a better value is found through the theory and experiments. The experimental results of plane mirrors and piezoelectric ceramics show that the axial resolution of this method is better than $0.3 \mu\text{m}$ under the condition of $20\times/0.65$ objective lens. The sharpness ratio, peak sensitivity, and steepness of the focusing evaluation can be increased to vary degrees on the traditional focusing evaluation method under different illumination amplitude conditions and uneven reflectivity conditions. Under the same curve threshold, the full width at half maximum of the proposed method is less than that of the compared focus evaluation method. In addition, in the complex focusing environment with double focusing surfaces, DB-FEM can well determine the focusing positions of two different indications, which plays a significant role in advancing the development of high-precision microscopic measurement systems.

Key words image processing; focusing evaluation method; double blur; difference degree; local variance; resolving ability