

文章编号 1004-924X(2024)19-2933-12

晶圆飞拍成像系统的快速均匀曝光控制

王若宇, 严富洋, 刘瞰东*

(厦门大学 萨本栋微米纳米科学技术研究院, 福建 厦门 361000)

摘要:晶圆飞拍成像系统的曝光控制对成像质量具有显著影响,传统基于空间域评价的曝光控制算法计算复杂且忽视了晶粒特征的差异,易导致曝光不均匀。为此,提出一种图像分区频率域评价的曝光控制方法。该方法采用分块的双阈值分割算法,对晶粒图像的特征区域进行自适应分割;结合高通滤波器和高斯金字塔算法,在频率域内快速提取图像高频信息,并设计一种区域加权评价函数对曝光效果进行综合评价。为实现在最大曝光时间内对最优曝光参数的快速搜索,提出了基于决策树的变步长搜索算法。对比实验结果表明:该搜索算法在保证准确率的前提下,使最佳图像的平均质量指标提高了 1.34%,曝光参数调整时间减少了 61.3%,保证了晶圆飞拍成像过程中的成像质量。

关键词:曝光控制;频率域分析;图像评价函数;变步长搜索;决策树

中图分类号:O438 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/OPE.20243219.2933

Rapid and uniform exposure control for wafer motion imaging system

WANG Ruoyu, YAN Fuyang, LIU Tundong*

(Pen-Tung Sah Institute of Micro-Nano Science and Technology, Xiamen University,
Xiamen 361000, China)

* Corresponding author, E-mail: ltd@xmu.edu.cn

Abstract: The exposure control of wafer motion imaging systems greatly affects image quality. Traditional spatial domain-based algorithms are complex and overlook differences in die features, causing uneven exposure. To solve this, we propose a method using frequency domain evaluation through image partitioning. This method uses a block-based dual-threshold segmentation algorithm to adaptively segment image features. By combining high-pass filtering with a Gaussian pyramid algorithm, it efficiently extracts high-frequency information. A region-weighted evaluation function is crafted to evaluate uniform exposure effects. Furthermore, a decision tree-based search algorithm with variable steps is introduced to quickly find optimal exposure parameters. Experiments show this algorithm improves image quality by 1.34% and reduces exposure adjustment time by 61.3%, ensuring fast imaging quality in wafer motion imaging.

Key words: exposure control; frequency domain analysis; image evaluation function; variable step search; decision tree

收稿日期:2024-06-19;修订日期:2024-07-24.

基金项目:国家市场监督管理总局科技计划项目(No. S2022MK0501)

1 引 言

晶圆飞拍成像是提升晶圆表面缺陷检测设备效率和精度的关键技术,其中,成像系统曝光参数的实时控制尤为关键^[1]。在高速移动的晶圆飞拍检测中,相机曝光参数与光源、运控系统参数的不匹配会导致曝光不均匀,降低图像质量^[2-3],进而出现缺陷漏检或误检等现象,直接影响晶圆片良率的评估和控制。目前,工业相机常用的自动曝光方法主要有基于感光元件和图像信息两种。基于感光元件的方法采用感光元件进行测光反馈调节,需将感光元件和相机硬件电路配合设计,硬件成本较高、调节范围有限,具有一定的局限性。基于图像信息的方法则是利用成像后图像的信息评价反馈来实现曝光参数的自适应调节,具有较强的灵活性和适用性,因此得到了广泛的关注。

图像的信息评价可分为基于空间域和频率域两类。空间域方法如图像亮度法、灰度直方图法、图像熵法是较为普遍的研究方向^[4]。马泽龙等^[5]通过图像灰度直方图信息优化曝光时间, Gnatyuk V 等^[6]采用加权灰度直方图调整曝光时间,以实现虹膜检测中的全局快速曝光。但此类方法大多曝光参数单一,且忽略了图像中的特征差异,易出现曝光不均匀的现象。胡晓彤等^[7]采用融合了灰度均值与图像熵信息的加权灰度熵差作为评价指标进行曝光控制,有效改善了多特征图像的曝光效果,但融合多指标的算法计算量大,难以满足晶圆飞拍成像所需的快速计算要求。为减少计算量,研究人员开始探索基于部分区域评价的方法。然而,由于晶粒各区域在材料、高度和反光率等方面存在显著差异,曝光效果各异,如何科学合理地分割与选择评价区域成为一个亟待解决的问题。频率域法因能够较好地反映图像各区域的特征信息,在纹理丰富的晶粒图片评价中优势明显。Chu-Hui Lee 等^[8]通过结合图像直方图标准差和离散余弦频率域变换的方法,提高了图像曝光的准确性,但该方法只考虑了静态光照条件,对于飞拍成像中可能出现的长曝光图像拖影问题,仍需要进一步优化。为更有效地解决上述问题,研究人员尝试通过强化学习^[9]或深度网络^[10]的方式对曝光值进行训练,

取得了一定的效果,但在工业环境中应用的泛化性仍需进一步的研究和验证。因此,针对晶圆图像多纹理的特点,研究更为合理、精确的图像信息评价方法,对于实现晶圆的快速均匀曝光控制具有重要的现实意义。

在图像评价准确的前提下,通过快速搜索算法寻找最优曝光参数是实现晶圆飞拍成像快速均匀曝光的重要技术。特别是晶圆封测厂家的芯片种类繁多,要频繁更换检测样片的应用场景,高效的搜索策略可减少换产时间,对晶圆检测设备的检测效率提升具有重要意义。目前,广泛应用于自动曝光控制的搜索算法包括爬山法、Fibonacci 搜索、黄金分割搜索和曲线拟合等^[11],但大都需要进行多次比对后才能接近最佳位置。为实现快速准确曝光,应尽可能地减少图像评价次数,因此,搜索步长的选择是算法的核心。变步长搜索方法^[12]被不少研究学者提出,它可根据相邻图片的评价值差距来实时改变步长,从而达到快速搜索的效果,但步长的选择策略仍然是一个值得深入研究的问题。

本文针对晶圆飞拍过程中高精度、高效率的曝光要求,提出了一种基于图像分区频率域评价的曝光控制方法。该方法采用分块的双阈值法对晶粒采样图进行自适应分割后,将图像信息转化至频率域进行评价。为减少评价计算量,对图像进行下采样和高通滤波操作,以快速提取图像高频特征信息,并依此设计区域加权评价函数对曝光效果进行评价。同时,提出了基于决策树的变步长搜索算法,以适应成像过程中的快速曝光调节要求。

2 原 理

2.1 晶圆飞拍成像系统组成

晶圆片具有尺寸大、晶粒小、图案复杂等特点,而晶圆检测设备却需要在短时间内完成晶圆片的高速扫描成像,因此,飞拍成像技术在晶圆检测设备中扮演着至关重要的角色。晶圆飞拍成像系统的硬件组成如图 1 所示,工控机通过伺服驱动器控制晶圆载物台的高速精准运动,从而带动晶圆片实现扫描成像。工控机通过光源控制器调整光源亮度,以确保扫描成像过程中良好的曝光效果。

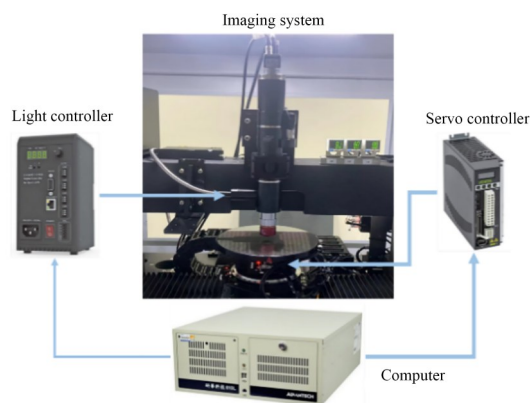


图 1 晶圆飞拍成像系统组成

Fig. 1 Composition of wafer motion imaging system

2.2 晶圆飞拍成像曝光控制流程

晶圆成像过程中,曝光效果直观上可通过图像亮度来体现,在相机信号未饱和状态下图像平均亮度与曝光时间和增益呈线性关系,如下:

$$B_{ave} = k \times G \times E_e \times T / F^2, \quad (1)$$

式中: B_{ave} 为图像平均亮度; k 为常量; G 为信号增益; E_e 为场景照度均值; T 为曝光时间; F 为光圈值。成像系统确定后, k, E_e, F 均为固定值,而信号增益 G 过大会给图像带来噪声,一般不会进行大幅度调整。因此,曝光时间 T 是曝光控制的主要对象。

晶圆晶粒图片通常包含大量的电路、引线等细节信息,不能单纯依靠亮度评价反馈进行自动曝光调整,需考虑晶粒的检测区域和细节纹理等影响因素。因此,通过图像信息评价来指导曝光控制更为合理。在图像的频率域上,高频信息对应灰度变化剧烈的部分,包含图像的边缘、纹理和细节等信息;低频信息则对应灰度变化缓慢的部分,包含图像平滑的区域。因此,当图像曝光准确时,图像细节纹理清晰,高频分量值较大;而当图像曝光不足或过曝时,图像的灰度变化较为平缓,低频分量值较大。基于此原理,结合晶粒表面特点,本文提出一种基于频率域评价的曝光评价算法,并探索最佳曝光图片的快速搜索策略,以实现晶粒图片的快速均匀曝光。具体的曝光控制流程包括图像分割、图像评价和曝光控制3部分,如图2所示。

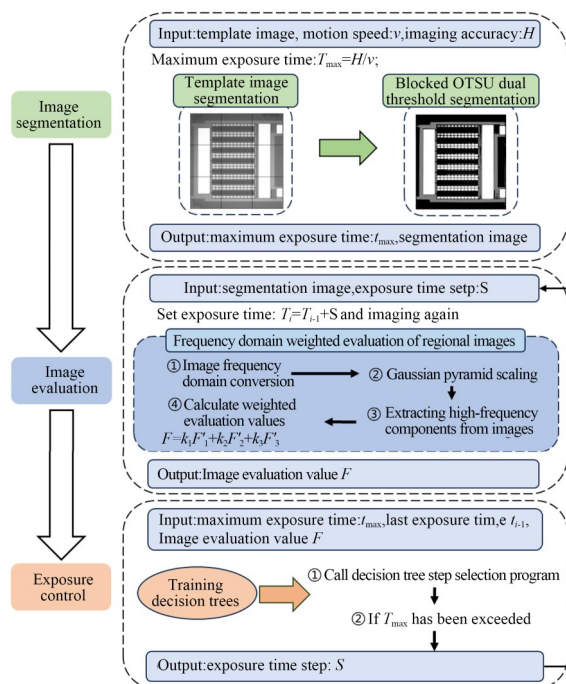


图 2 晶圆飞拍成像曝光控制流程

Fig. 2 Process of wafer motion imaging exposure control

3 晶粒图像曝光区域的自适应分割

晶圆片上的晶粒通常分为电路、引线区、基底等不同区域,各区域的分布情况与芯片电路的设计息息相关,并无统一标准。由于各区域的材料、高度、面积及反光率不相同,其曝光效果也有所差异。几种典型晶粒图片如图3所示,引线区域由于材料反光率高,在图像中呈现高亮度的特征;基底区域材料吸光率较高,通常呈现出较暗的曝光效果;电路区域则包含更多细节,曝光效果较为复杂。因此,传统基于整张图片亮度评价的曝光控制方法在晶粒成像时往往易出现曝光不均匀的问题,需要经验丰富的工程师根据感兴

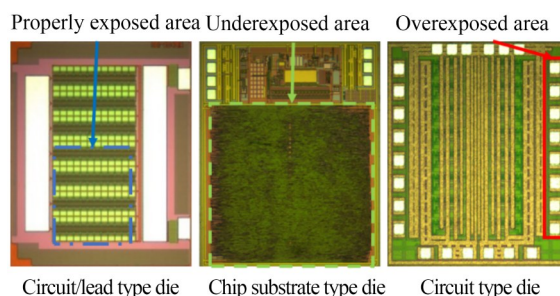


图 3 典型晶粒图像

Fig. 3 Image of typical die

趣检测区域手动调整曝光参数。该方法耗时耗力,且缺乏通用性,难以适应不同晶粒图像的成像需求。为此,针对晶粒表面区域的分布特征,本文提出一种自适应选择双阈值的方法,将图像分割为强光区域、正常光区域和暗光区域3部分。这种分割方式有助于后续曝光评价函数的设计,从而实现对不同区域曝光参数的精细化调整。

3.1 OTSU 阈值分割算法

为实现晶粒图像特征的有效分割,这里采用最大类间方差(OTSU)^[13]算法计算图像分割阈值。该算法是基于图像灰度值计算分割的最佳阈值,使得分割后同一类内的灰度方差最小,类与类之间的灰度方差最大。

算法的实现过程如下:假设有一幅尺寸为 $M \times N$ 的图像,将其灰度分成 L 个灰度级,位于第 i 个灰度级的像素点个数为 n_i ,则总像素点个数 $N = \sum_{i=1}^L n_i$ 。灰度分割阈值 t_1, t_2 将灰度级分为三类 A_1, A_2, A_3 ,则三类的类间方差表示为:

$$\sigma_B = \sum_{j=1}^3 w_j (\mu_{ave} - \mu_j)^2, \quad (2)$$

式中: w_j 分别代表三类出现的概率, $j=1, 2, 3$;

$$w_j = \sum_{i=t_{j-1}}^{t_j} \frac{n_i}{N}, t_0 = 0, t_3 = L; \mu_j \text{ 分别代表三类的}$$

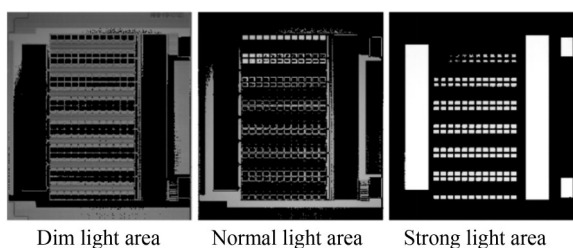
$$\text{类内灰度平均值, } \mu_j = \frac{i \cdot (n_i / N)}{w_j}; \mu_{ave} \text{ 是整张图片}$$

$$\text{的平均灰度值 } \mu_{ave} = \sum_{i=1}^L i \cdot \frac{n_i}{N} = \sum_{j=1}^3 w_j \cdot \mu_j。$$

OTSU 双阈值图像分割算法的目的是选择最佳的分割阈值 t_1, t_2 , 使得其满足:

$$\{t_1, t_2\} = \text{Arg} \max_{0 \leq t_1, t_2 \leq L} (\sigma_B). \quad (3)$$

应用上述算法对电路型晶粒图片进行处理,分割效果如图4所示。



Dim light area Normal light area Strong light area

图4 OTSU算法分割图像效果

Fig. 4 Image segmentation using OTSU algorithm

3.2 分块 OTSU 阈值分割算法

由图4可以发现,部分区域存在错分的现象。这是由于晶粒图像细节丰富,不同区域的灰度分布较为复杂,基于整幅图像的灰度分布来确定分割阈值,往往无法保证同类像素的灰度方差最小化,导致分割后的图像丢失部分细节。为此,本文提出了一种基于分块分割的改进方法。首先,将整张图片平均分成多个小区域块;然后,对每个小区域分别应用OTSU双阈值分割算法,计算其分割阈值后进行局部分割;最后,将所有局部分割后的小区域块重新合并,形成完整的晶粒分割图。针对图片分块处理后再合并可能存在边缘接缝处出现局部分类不连续的现象,本研究在分割算法上做了优化,对每个子图的边缘像素点进行判断,如遇分类不一致的情况,则结合相邻子图边缘像素点的8邻域分类信息进行投票决定类别,确保边缘有一致的分类标签。图5展示了分块分割算法在实际图片处理中的应用效果,可见分割更为精确。将算法应用于其他几张图片,同样可得到较好的分割效果。与原有OTSU分割算法相比,本文提出的方法能更精确地识别晶粒的细节特征,有效提高了图像特征分割的准确性。

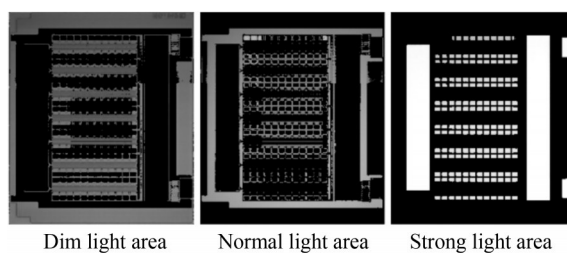


图5 分块 OTSU 算法分割图像效果

Fig. 5 Image segmentation using blocked OTSU algorithm

分块分割算法中,行列分块数量对分割精度具有重要影响。为探究其影响,本文对电路型晶粒图片进行了一系列的分块实验测试。实验中,将晶粒图像平均切割为 $R \times C$ 块小区域,其中 R 和 C 的取值分别为1, 2, 3, 4, 5, 6。随后,应用上述算法对图像进行分块分割再合并,以最终分割图片的类间方差作为衡量分割精度的关键指标,实验结果如图6所示。其他晶粒图片的测试结果也呈现出类似图6的变化趋势。从测试结果中可

以观察到,当分块数量超过 3×3 时,类间方差的下降幅度逐渐趋于平缓,此时再增加分块数量会成倍增加算法的执行时间。综合考虑分割精度和效率,分块数量设置为 3×3 是一个较为合适的选择。

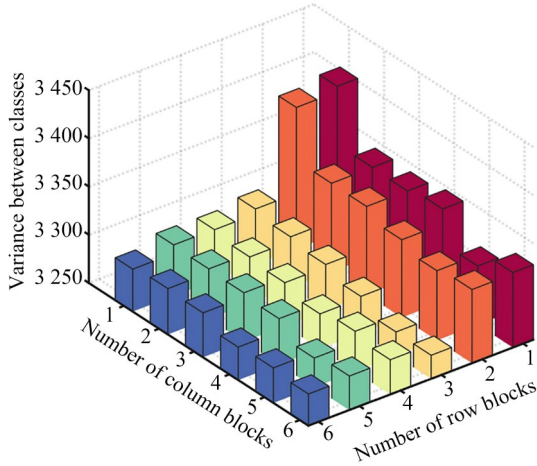


图6 不同分块数量的灰度类间方差变化趋势

Fig.6 Trend of classes variance with different block quantities

4 基于区域加权的频率域图像评价

图像评价函数是实现自适应曝光控制的基础,而基于图像频率域的评价是实现曝光效果评价的重要手段。该方法通过对图像进行傅里叶变换,分析图像的频率成分,进而计算出衡量曝光效果的图像评价价值。为进一步提升评价函数的性能,本文对基于二维离散傅里叶变换的评价函数进行了改进。在考虑图像频率信息的基础上,结合晶粒表面不同区域的特性,提出一种基于区域加权的频率域评价函数。为确保评价函数的准确性和可靠性,本文对评价函数中的参数进行了实验测试。

4.1 频率域图像评价函数

图像的低频部分代表图像的基础背景,而高频部分代表图像细节。晶粒图像通常含有较多的电路细节,因此,曝光参数合适的图像含有较多的高频信息。对图像进行傅里叶变换后评价图像中的高频成分,从而分析图像的曝光质量。频率域图像质量评价函数如下:

$$F = \frac{1}{MN} \sum_{u=0}^{M-1} \sum_{v=0}^{N-1} \frac{\sqrt{u^2 + v^2}}{\sqrt{M^2 + N^2}} |P(u, v)|, \quad (4)$$

式中: F 表示图像的评价价值; M, N 分别为图像的长宽尺寸;加权因子 $\sqrt{u^2 + v^2} / \sqrt{M^2 + N^2}$ 表示像素到中心像素的相对距离,其作用为强调频谱中的高频成分; $P(u, v)$ 为图像在各频域坐标下的频谱值,其表达式可由傅里叶变换公式得出,即:

$$P(u, v) = f(x, y) \exp^{-2j\pi\left(\frac{ux}{M} + \frac{vy}{N}\right)} \cdot (-1)^{x+y}, \quad (5)$$

式中 $f(x, y)$ 是图像在空间域内的像素灰度。

为评估图像高低频分量的贡献度,本文计算不同亮度下晶粒图像的高低频分量评价价值。考虑到晶粒检测算法的精度要求,实验中高低频阈值设置为 $(u_0, v_0) = (10, 10)$,测试结果如图7所示。

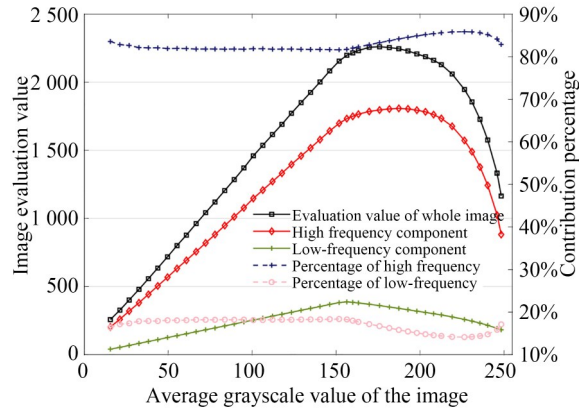


图7 不同亮度下晶粒图像高低频分量

Fig.7 High and low frequency components of die images under different brightness

从图7可看出,图像亮度变化时,全图和高频部分分量的评价曲线变化趋势基本保持一致,且高频部分对全图评价价值的贡献度平均高达83.8%。这是由于图像的高频分量保留着图像大部分的纹理细节信息,其频谱值较大,根据式(4)计算得到的评价价值自然也较高。因此,通过高频滤波器提取图像高频部分后再进行评价,可以减少计算量。

4.2 基于高斯金字塔的图像下采样

为进一步减少图像评价的计算量,可采用高斯金字塔^[14]对图像进行下采样后进行平滑操作,具体操作如下:

$$f(x, y) = \text{down}(I(x, y) * G(x, y)), \quad (6)$$

式中:down表示下采样操作; $I(x, y)$ 代表原始图片; $f(x, y)$ 为经过下采样和平滑后的图片; $G(x, y)$ 为金字塔的高斯核函数。其表达式为:

$$G(x, y) = \exp \frac{-x^2 - y^2}{2\sigma^2} / 2\pi\sigma^2. \quad (7)$$

本文测试选取高斯核函数的平滑因子 $\sigma = 0.5$,并设定4层金字塔结构。通过实施4层高斯金字塔的下采样,显著降低了数据处理的复杂度,理论上可使评价函数的计算量减至原始计算量的1/64。为评估下采样处理对评价函数的影响,本文计算了高斯金字塔处理前后的图片全图和高频分量部分的曝光评价价值,并将评价价值进行归一化处理,得到不同亮度条件下的评价价值变化曲线,如图8所示。

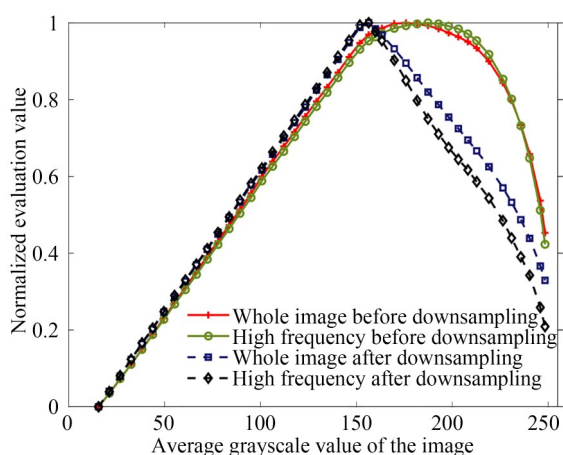


图8 高斯金字塔下采样前后归一化评价价值对比

Fig. 8 Comparison of normalized evaluation values before and after Gaussian pyramid down sampling

下采样实验结果表明,在高亮度的工况下,下采样前的原图评价价值普遍偏高,且对亮度变化敏感性较小。这种平缓变化的曲线缺乏足够的区分度,不利于寻找最优峰值。相比之下,采用高斯金字塔下采样后,不仅显著降低了评价计算量,且曝光评价价值的变化曲线展现出明显的单峰性及更高的敏感性,有利于后续曝光参数的寻优。值得一提的是,通过对比高斯金字塔处理后的图像全图和高频分量的评价曲线可以明显发现,高频分量的评价价值在高亮度的工况下对亮度变化表现出更强的敏感性。因此,即便在下采样

后的图像中,高频分量仍能精准捕捉图像曝光效果的细微变动,通过其计算得到的评价价值,从而更为精确地评估图像的曝光质量。

4.3 基于区域加权的曝光评价函数

由于晶粒各区域的材料、高度、面积占比和反光率不一样,其图片中各区域的曝光效果也不尽相同。因此,为实现整张晶粒图片的均匀曝光,需对各分割区域单独评价,并设计权重对各区域的曝光质量进行加权评价。加权评价函数如下:

$$F = k_1 \cdot F_1 + k_2 \cdot F_2 + k_3 \cdot F_3, \quad (8)$$

式中: F_1, F_2, F_3 分别代表暗光、正常光和强光3个区域的高频分量评价价值, k_1, k_2, k_3 为对应的权重系数。

为得到一个能综合评价曝光效果的评价函数,需对各区域的权重进行合理设计。当曝光时间较短时,应尽可能提高亮度,以体现暗光区域的细节特征,暗光区域权重 k_1 应相对较高,且随着亮度的提高, k_1 逐渐减小;当曝光时间相对合适时,正常光区域曝光合适,应将其作为评价重点,其权重值 k_2 在此阶段相对较大;当曝光时间较长时,强光区域易发生过曝,评价重心转移到强光区域,以抑制过曝现象,权重值 k_3 应相对较高,且随着亮度的提高, k_3 逐渐增大。

综上,本文基于Sigmoid函数设计了考虑面积占比的动态权重函数,如下:

$$k_1 = (1 - N_2/N) \cdot \left(1 - \frac{1}{1 + \exp^{-\gamma_1(B - B_1)}} \right), \quad (9)$$

$$k_3 = (1 - N_2/N) \cdot \left(\frac{1}{1 + \exp^{-\gamma_3(B - B_3)}} \right), \quad (10)$$

$$k_2 = 1 - k_1 - k_3, \quad (11)$$

式中: B 是图像平均灰度值,由式(1)可知 B 与曝光时间成正比; γ_1, γ_3 是决定权重变化快慢的经验系数,可通过实际图片测试拟合得出; B_1, B_3 用于确定正常曝光区域权重的作用范围,正常曝光的灰度范围设定为 127 ± 30 ,因此令 $B_1 = 97, B_3 = 157$; N_2 和 N 分别代表正常光区域和整张图像的像素点个数,用于计算各区域的面积占比,在模板图像分割后即可确定。该函数可根据曝光时间动态调整 k_1, k_2 和 k_3 的权重。

为确定权重公式中的权重变化快慢经验系数值,本文针对图3的不同晶粒进行测试,分别

计算不同区域在不同亮度下的归一化评价价值,并计算它对归一化灰度值的敏感性系数,实验结果统计在表1中。其中,欠曝阶段平均灰度区间定义为(0,97),过曝阶段平均灰度区间定义为(157,255)。 S_1 代表欠曝阶段暗光区域敏感性系数, S_2 代表过曝阶段强光区域敏感性系数。

表1 不同区域的敏感性系数对比

Tab. 1 Sensitivity coefficients in different regions

Image	S_1	S_2	S_2/S_1
Circuit/lead type die	1.686 9	2.649 9	1.571
Chip substrate type die	1.650 1	2.494 2	1.512
Circuit type die	1.719 5	2.637 7	1.534
Average	1.685 5	2.593 9	1.539

由表1可知,过曝阶段的强光区域敏感性较高,平均约等于欠曝阶段暗光区域敏感系数的1.539倍。为实现各区域的均匀曝光,应设定暗光区域权重变化速率是强光区域权重变化速率的1.539倍,以此均衡各个光照下的综合评价价值。结合权重公式可设定 $\gamma_1 = 0.024$, $\gamma_3 = 0.037$,使得加权评价函数在各自区域内的变化速度趋于一致,有利于后续最优参数的精细化搜索。以电路/引线型晶粒图片为例,计算出其动态权重变化曲线,如图9所示。从曲线变化趋势可看出,本文设计的动态权重函数符合上文描述的3个区域特征的曝光需求。

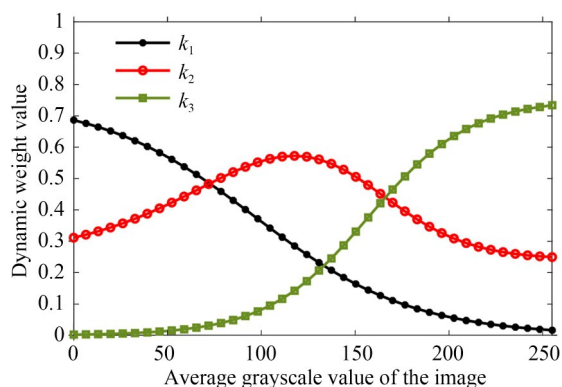


图9 评价函数动态权重与灰度关系

Fig. 9 Relationship between dynamic weight and grayscale

5 最佳曝光参数快速搜索

5.1 最大曝光时间计算

晶圆飞拍过程中,成像系统的曝光时间不宜过长。过长的曝光时间会导致成像过程中晶圆的移动距离超过图片的像素精度,从而产生图像拖影的现象。因此,飞拍成像的最大曝光时间应满足:

$$T_{\max} \cdot V \leq H, \quad (12)$$

其中: $T_{\max}$ 是最大曝光时间; V 是晶圆在成像方向上的运动速度; H 为成像系统要求的最高精度。

5.2 最佳曝光参数搜索流程

针对传统曝光参数搜索算法效率低下的问题,本文提出一种基于决策树的变步长搜索算法。该算法通过机器学习动态选择搜索步长,在确保准确性的前提下,可显著减少搜索次数,提高自动曝光效率。

基于决策树的搜索算法首先会计算出当前搜索位置成像的图像评价价值,并计算和识别影响搜索效率的最优特征。随后,算法基于最优特征进行曝光步长选择,确定下一次成像的曝光时间。此过程循环迭代,直至找到评价价值最大的曝光参数。此算法的核心在于决策树算法的应用,图10展示了该搜索算法的整体流程。

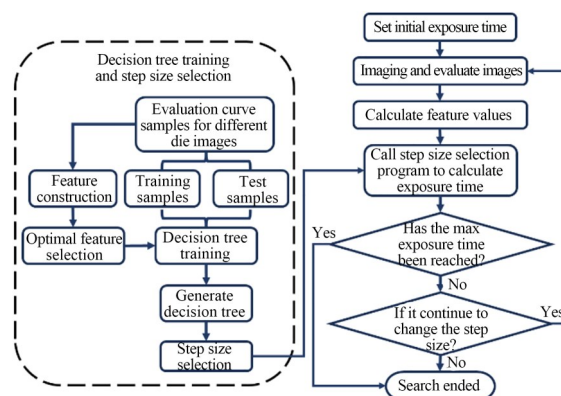


图10 搜索算法流程

Fig. 10 Process of search algorithm

5.3 基于决策树的变步长搜索策略

传统曝光参数搜索算法搜索次数过多的主要原因是未能找到合适的搜索步长。变步长的

爬山法^[11]是一种可行的搜索策略,但其步长是基于经验选择,对于多变的晶粒图片来说,通用性较差。如何选择合理的步长是影响搜索策略效率的关键因素。针对晶粒图片的多样性特点,本文提出采用基于机器学习中的决策树算法来确定动态的搜索步长,具体流程包括特征构造、特征选择、决策树训练和步长选择等部分。

结合样本数据及有效评价函数曲线单峰性的特点,特征构造公式如下:

$$R_1(m) = \text{bool}(F_{\text{cur}}/F_{\text{pre1}} > m/20), \quad (13)$$

$$R_2(m) = \text{bool}(F_{\text{cur}}/F_{\text{pre2}} > m/20), \quad (14)$$

$$R_3(m) = \text{bool}\left(\frac{F_{\text{cur}}/F_{\text{pre1}}}{F_{\text{pre1}}/F_{\text{pre2}}} > m/20\right), \quad (15)$$

$$\text{down} = \text{bool}(F_{\text{cur}} < F_{\text{pre1}} < F_{\text{pre2}}), \quad (16)$$

$$\text{up} = \text{bool}(F_{\text{cur}} > F_{\text{pre1}} > F_{\text{pre2}}), \quad (17)$$

其中: F_{cur} , F_{pre1} , F_{pre2} 分别表示当前位置、前一个位置、前两个位置成像图片的评价值; m 的取值为 18, 19, 20, 21, 22。因此,式(13)~式(17)可构造出 17 个特征; $R_1(m)$, $R_2(m)$, $R_3(m)$ 表征相邻曝光时间点评价值的比例差; down , up 表征当前位置位于评价曲线上升段还是下降段。

训练数据若存在冗余特征,会导致过拟合,降低学习算法泛化性。因此,需要对每个曝光时间点所包含的特征进行进一步优化,只保留最优特征。统计计算所有训练数据中各个特征的方差值,将方差值小于阈值的特征剔除,最终留下 5 个最优特征,分别是: $R_1(21)$, $R_3(20)$, $R_3(21)$, down , up 。

为实现快速而精确的搜索,可将搜索步长按照以下规则设定:曝光时间增加方向为正,减小方向为负,大步长为 3,中步长为 2,小步长为 1。以此规则对数据进行步长标注,并与上述筛选出的最优特征合并组成训练集。利用 Matlab 中的决策树训练函数训练生成决策树。根据决策树生成的步长选择程序可通过图 11 中的伪代码描述。

```
// The exposure time is adjusted from small to large, so the search adjustment is
generally in the rising stage of the evaluation curve.
Initial settings: step=3;
If (down=0 && up=1) // In the rising stage.
    If R3(21)=1 Then: step=2; // In the rapid rising stage.
    If R3(21)=0 Then:
        If R3(20)=1 Then: step=3; // In the normal rising stage.
        If R3(20)=0 Then:
            If R1(21)=1 Then: step=2; // In the slow rising stage.
            If R1(21)=0 Then: step=1; // In the stage of gentle rise near the peak
If (down=0 && up=0) Then: step=-1 // Search point has just crossed the peak
point and needs to be returned
```

图 11 步长选择程序伪代码

Fig. 11 Pseudocode for step size selection program

6 实验验证与分析

为验证本文方法的有效性,在自研的晶圆表面缺陷检测设备光学系统(如图 1)上采集不同曝光时间下的成像图片,并依此对不同的图像评价函数和最佳曝光参数搜索方法进行了对比实验。晶圆检测设备的晶圆飞拍速度设定为 10 mm/s,成像系统要求的精度要求为 5 μm ,根据式(12)可计算最大曝光时间为 50 μs 。本文选取了图 3 中的 3 种典型晶粒图片进行测试,原始图片尺寸为 875 $\times$ 765 pixel。

6.1 图像评价指标

为客观评估图像评价函数的优劣性,本实验选取广泛认可的图像质量评价指标,如 EAV 点锐度^[15]和灰度方差,分别评估晶粒图片的点特征锐度和整体清晰度。此外,针对晶粒图片包含多纹理特征的特点,本文进一步提出了基于灰度共生矩阵(Gray Level Co-occurrence Matrix, GLCM)^[16]的图像评价方法,旨在全面评价晶粒的纹理特征。GLCM 的统计特性中,逆方差(Inverse Variance, IV)是一个重要参数,它能够有效地反映图像纹理的清晰度和规则性。具体来说,当图像纹理清晰、规律性强且易于描述时,逆方差值通常较大;反之,若图像纹理杂乱无章、难以描述,逆方差值则较小。因此,逆方差指标在评价晶粒图片的曝光效果时,有更高的针对性和有效性。

EAV 点锐度评价指标的计算公式为:

$$I_{\text{EAV}} = \frac{\sum_{i=1}^{M \cdot N} \sum_{t=1}^8 |df(t)/dx|}{M \cdot N}, \quad (18)$$

式中: I_{EAV} 是 EAV 点锐度指标,用来统计图像点周围的灰度扩散程度; M 和 N 为图像长和宽方向的像素点数; $df(t)/dx$ 代表图像像素点的 8 邻域方向上的灰度变化率。

灰度方差评价指标的计算公式为:

$$I_{\text{SMD}} = \frac{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [g(x, y) - \bar{g}]^2}{M \cdot N}, \quad (19)$$

式中: I_{SMD} 是图像的灰度方差指标; $g(x, y)$ 是各像素点的灰度值; $\bar{g}$ 是图像的平均灰度值。

逆方差评价指标的计算公式为:

$$I_{\text{IV}} = \frac{\sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L P(i, j)}{1 + (i - j)^2}, \quad (20)$$

式中: I_{IV} 为逆方差指标; L 是用于计算灰度共生矩阵的灰度级,对于灰度图片一般定义 $L=8$; $P(i, j)$ 为计算得到的图像灰度共生矩阵。结合晶圆纹理存在多方向的特点,本文计算了像素点 8 邻域内不同角度的灰度共生矩阵,并统计其逆方差的平均值,将它作为最终的逆方差评价指标。

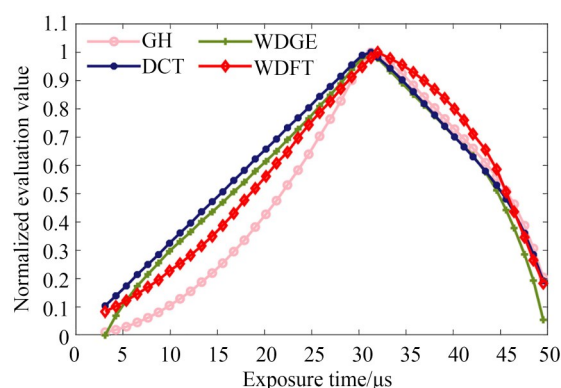
6.2 图像评价对比实验

基于上述图像质量评价指标,本文使用参考文献中提到的灰度直方图法(Grayscale Histogram, GH)^[6]、加权灰度熵差法(Weighted Deviation of Gray Entropy, WDGE)^[8]和离散余弦变换法(DCT)^[9]3种评价函数与本文提出的区域加权频率域图像评价函数(Weighted DFT, WDFT)进行对比,将上述评价函数用于图 3 中 3 种晶粒的图像质量评价,得到的评价函数曲线如图 12 所示。

优秀的评价函数曲线应具有单峰特性和较大的峰值附近梯度。从图 12 可以看出,电路引线型晶粒的各种评价曲线相似,均存在峰值点,峰值点附近梯度较为接近;芯片基底型晶粒中,灰度直方图法的评价函数不存在峰值点,评价失效,而本文评价函数的峰值点梯度较大,效果更优;电路型晶粒中,灰度直方图法的峰值点严重偏离其他方法。因此,从主观上可看出,本文提出的评价函数具有较好的单峰性和峰值突出性。为进一步对比各种评价函数的性能,将各自得到的最佳曝光图片进行评价

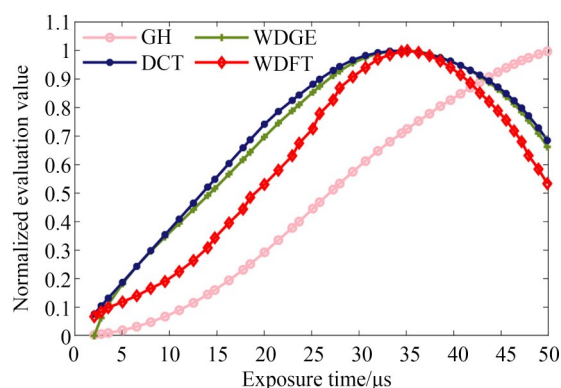
指标和评价耗时计算,得到的图像质量指标对比如表 2 所示。

从表 2 可以看出,相比其他评价函数,本文提出的评价函数在评价时间上有较大的优势。基



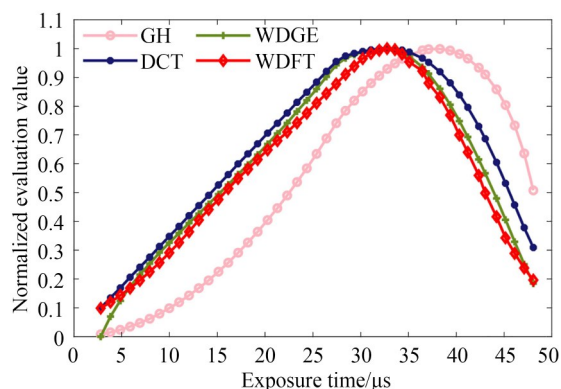
(a) 电路/引线型晶粒在不同评价方法下的评价曲线

(a) Evaluation curves of circuit/lead type die under different methods



(b) 芯片基底型在不同评价方法下的评价曲线

(b) Evaluation curves of chip substrate type die under different methods



(c) 电路型晶粒在不同评价方法下的评价曲线

(c) Evaluation curves of circuit type die under different methods

图 12 三种晶粒的不同评价曲线

Fig. 12 Different evaluation curves for three types of dies

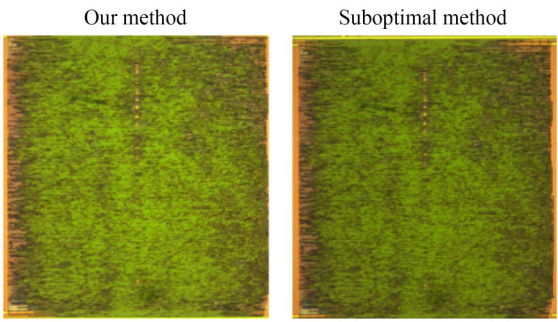
于空间域的 GH, WDGE 评价函数的耗时长且准确率低。融合两种指标的 WDGE 评价函数在一定程度上提高了准确性,但仍不能保证能找到最佳图片。基于全图频率域分析的 DCT 函数评价时间也较长,且未考虑晶粒特征,其准确性有待提高。由表 2 可知,相比其他 3 种方法,本文方法的单张图片平均评价时间大为减小,且准确率高。统计实验结果可知,相比于次优方法,采用本文方法后,最佳图片的对应的 3 种质量指

标分别相应提高了 1.38%,1.31%,1.33%。因此,本文评价函数使图片质量指标平均提高了 1.34%。针对图 3 框出的欠曝区域和过曝区域,图 13 展示了用本文方法和次优方法得到的曝光效果细节,从主观上也可看出,本文曝光控制方法得到的图片可看到更多细节纹理,曝光效果更优。综上所述,本文提出的评价函数在保证准确率的前提下,有效地提高了评价效率和图片质量。

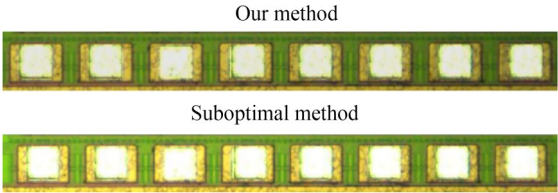
表 2 不同图像评价方法得到的最佳曝光图片指标

Tab. 2 Best exposure image indicators obtained by different evaluation methods

Meth- od	Circuit/lead type die				Chip substrate type die				Circuit type die			
	I_{EAV}	I_{SMD}	I_{IV}	Consuming time/ms	I_{EAV}	I_{SMD}	I_{IV}	Consuming time/ms	I_{EAV}	I_{SMD}	I_{IV}	Consuming time/ms
GH	33.012	3 604	613 273	51	55.532	804	503 287	43	66.439	1 979	510 202	44
WDGE	33.012	3 604	613 273	56	62.252	1 784	510 660	50	67.425	2 226	508 301	52
DCT	33.012	3 604	613 273	52	61.437	1 762	503 031	47	68.219	2 256	516 729	48
WDFT	33.552	3 652	620 573	19	62.252	1 784	510 660	17	68.219	2 256	516 729	17



(a) 本文和次优方法在欠曝区域的曝光效果对比
(a) Underexposed areas images with different methods



(b) 本文和次优方法在过曝区域的曝光效果对比
(b) Overexposed areas images with different methods

图 13 不同方法在不同区域的曝光效果对比

Fig. 13 Comparison of exposure effects of different methods in different regions

6.3 最佳曝光图片搜索方法对比实验

本文使用爬山法(Hill Climbing Search, HCS)、Fibonacci 搜索(Fibonacci Search, FBS)、黄金分割搜索(Golden Search, GDS)、曲线拟合(Curve Fitting, CF)^[11]与本文提出的基于决策树的变步长搜索(Decision Tree Search, DTS)对图 3 中的 3 种晶粒图片进行搜索方法对比实验,得到的搜索方法指标如表 3 所示。

由实验结果可知,Fibonacci 搜索和黄金分割搜索方法通过快速地切割搜索区间,可以在较少搜索次数内找到最大值,但出错率较高,容易陷入到次优点。曲线拟合法搜索次数过高,不适合晶粒飞拍的工况。爬山法虽然能通过选择合适的步长找到最佳曝光值,但该方法的搜索次数与经验步长的选择息息相关。相比之下,本文提出搜索方法能够在较少的搜索次数下找到最佳曝光值。统计表 3 的搜索耗时可知,相比准确率较高的爬山法,采用决策树的变步长搜索策略可分别减少总耗时 63.2%,62.5%,57.9%。因此,曝光参数调整时间平均减少 61.3%。

表 3 不同搜索方法的指标对比
Tab. 3 Indicators for different search methods

Method	Circuit/lead type die				Chip substrate type die				Circuit type die			
	Max search times	Best image evaluation value	Is it optimal	Consuming time/s	Max search times	Best image evaluation value	Is it optimal	Consuming time/s	Max search times	Best image evaluation value	Is it optimal	Consuming time/s
HCS	27	122.194	Yes	117	46	165.512	Yes	196	31	191.649	Yes	133
FBS	11	122.194	Yes	47	11	164.95	No	47	11	191.649	Yes	47
GDS	7	122.194	Yes	30	7	164.418	No	30	7	191.295	No	30
CF	71	122.194	Yes	306	56	164.95	No	241	66	191.649	Yes	284
DTS	10	122.194	Yes	43	17	165.512	Yes	73	13	191.649	Yes	56

7 结 论

针对晶圆飞拍过程中易出现曝光不均匀的问题,本研究提出了一种基于图像分区频率域评价的曝光控制方法,用于指导曝光时间的优化调整。该方法采用分块的 OTSU 阈值分割算法对模板图片进行精细化分割,以便后续的分区域评价。为快速提取晶粒图片的特征信息,设计了基于频率域分析的加权评价函数。评价函数对比

实验结果表明,通过本文方法获得的最佳曝光图片质量指标平均提高了 1.34%。为实现快速搜索最佳曝光参数,本文提出了基于决策树的动态步长搜索策略,在保证搜索准确性的前提下,将曝光参数调整时间平均缩短 61.3%。本研究提出的方法能够实现晶圆飞拍过程中曝光参数的自适应调整,具有更高的调节速度和更好的成像质量,为改进晶圆检测设备的性能提供了有力支持。

参考文献:

[1] 刘佳敏,赵杭,吴启哲,等. 先进节点图案化晶圆缺陷检测技术[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(3): 23-51.
LIU J M, ZHAO H, WU Q ZH, *et al.* Patterned wafer defect inspection at advanced technology nodes [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(3): 23-51. (in Chinese)

[2] BERNACKI J. Automatic exposure algorithms for digital photography[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2020, 79(19): 12751-12776.

[3] 吴笑天,吕博,刘博,等. 组合曝光的计算成像系统及其复原[J]. 光学精密工程, 2021, 29(2): 452-462.
WU X T, LÜ B, LIU B, *et al.* Combined exposure computational imaging system and image restoration method [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2021, 29(2): 452-462. (in Chinese)

[4] 吴文麟,廖晓波,李俊忠,等. 工业相机过曝光自适应优化控制算法[J]. 光学精密工程, 2023, 31(2): 226-233.
WU W L, LIAO X B, LI J ZH, *et al.* Adaptive optimization control method for overexposure of industrial camera [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2023, 31(2): 226-233. (in Chinese)

[5] 马泽龙,高慧斌,余毅,等. 采用图像直方图特征函数的高速相机自动曝光方法[J]. 光学精密工程, 2017, 25(4): 494-503.
MA Z L, GAO H B, YU Y, *et al.* Auto exposure control for high frame rate camera using image histogram feature function [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2017, 25(4): 494-503. (in Chinese)

[6] GNATYUK V, ZAVALISHIN S, PETROVA X, *et al.* Fast automatic exposure adjustment method for iris recognition system[C]. 2019 11th International Conference on Electronics, Computers and Artificial Intelligence (ECAI). June 27-29, 2019. Pitesti, Romania. IEEE, 2019: 1-6.

[7] 胡晓彤,刘楠,朱博文. 基于加权灰度熵差的分区曝光算法[J]. 计算机应用与软件, 2020, 37(12): 177-183.
HU X T, LIU N, ZHU B W. Regional exposure algorithm based on weighted d-value of gray entropy [J]. *Computer Applications and Software*, 2020, 37(12): 177-183. (in Chinese)

- [8] LEE C H, HUANG C M, LIOU J Y. Passive automatic exposure mechanism[J]. *Optik*, 2013, 124(21): 4952-4955.
- [9] YANG H, WANG B, VESDAPUNT N, *et al.* Personalized exposure control using adaptive metering and reinforcement learning[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2019, 25(10): 2953-2968.
- [10] JUSTIN T, BRANDON W, WASLANDER STEVEN L, *et al.* Learned camera gain and exposure control for improved visual feature detection and matching[J]. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 2021, 6(2): 2028-2035.
- [11] 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): 21-28.
XIA H S, YU F H. Auto focusing algorithm of digital microscope [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(4): 21-28. (in Chinese)
- [12] 郭惠楠, 曹剑中, 周祚峰, 等. 彩色数字相机快速自动曝光方法[J]. 光学学报, 2013, 33(10): 114-120.
GUO H N, CAO J ZH, ZHOU ZH F, *et al.* Fast automatic exposure approach for color digital camera[J]. *Acta Optica Sinica*, 2013, 33(10): 114-120. (in Chinese)
- [13] 李维刚, 樊响, 梅洋, 等. 基于车载激光点云的道路标线提取方法[J]. 中国激光, 2022, 49(7): 149-160.
- LI W G, FAN X, MEI Y, *et al.* Road marking extraction method based on vehicle laser point cloud [J]. *Chinese Journal of Lasers*, 2022, 49(7): 149-160. (in Chinese)
- [14] 吴玲凤, 胡骏保, 袁畅. 基于改进曝光评估和双金字塔的曝光融合[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 1410005.
- WU L F, HU J B, YUAN CH. Exposure fusion based on improved exposure evaluation and double Pyramids [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(14): 1410005. (in Chinese)
- [15] 刘慧芳, 周鹭, 蔡小舒, 等. 基于光场成像的三维粒子追踪测速技术[J]. 光学学报, 2020, 40(1): 219-229.
- LIU H F, ZHOU W, CAI X SH, *et al.* Three-dimensional particle tracking velocimetry based on light field imaging[J]. *Acta Optica Sinica*, 2020, 40(1): 219-229. (in Chinese)
- [16] 秦智康, 张衡阳. 基于变换域中的自适应纹理图像检索[J]. 液晶与显示, 2020, 35(3): 281-286.
- QIN ZH K, ZHANG H Y. Adaptive texture image retrieval based on transform domain [J]. *Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2020, 35(3): 281-286. (in Chinese)

作者简介:



王若宇(1988—),男,福建漳州人,博士研究生,2011年于上海交通大学获得学士学位,2017年于厦门大学获得硕士学位,主要从事半导体AOI设备的算法研究。E-mail: 23220200156036@stu.xmu.edu.cn