

大口径光学元件在强激光透射下的损伤检测算法

0 引言

激光驱动器如 National Ignition Facility (NIF)^[1] in the United States and Laser MegaJoule (LMJ)^[2] Facility in France 上使用的大口径光学元件材料稀缺, 加工工艺复杂, 成本很高, 极难获取, 因而非常昂贵和珍贵, 高通量运行条件下, 如果不加控制, 激光诱发的损伤很快就会使元件报废, 造成激光驱动器运行成本的急剧增加, 可运行发次的大量减少, 极大地影响装置的效用^[3]。因此了解元件在使用过程中的损伤过程, 避免元件急剧的损伤, 检测损伤大小以及区域, 及时维护修理, 防止出现不可修复的灾难性损伤, 既极大地降低了研究成本, 又保障了设备高效可靠的运行。

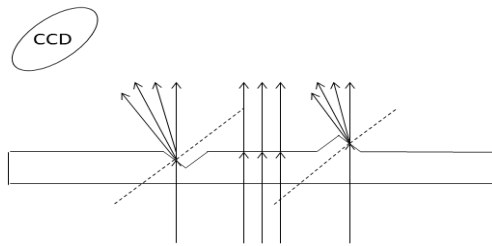
一般来说, 光学表面的损伤呈无规则状分布, 分辨率为微米量级^[4]。因此, 大口径光学元件损伤的精密检测对检测设备的效率、分辨率和精度都提出了高要求。光学元件表面损伤检测方法大部分是基于光散射理论^[5], 传统的表面损伤检测方法分为目视法、滤波成像法^[6]、散射能量分析法和扫描频谱法^[7]。这些方法各有各的优点, 但都存在对于光学元件尺寸过大时, 检测精度不够、效率偏低、无法给出详细损伤信息、系统适应性差等缺点。后来又发展了新的检测方法, 如激光频谱法^[8]、相干滤波成像法等, 这些检测手段可以达到较高的检测精度, 但其检测口径有限, 并且难以区分损伤种类。损伤的种类对于了解损伤的程度具有重要意义, 因此机器学习理论被广泛应用与损伤类别判定^[9], 随后 Xian Tao 等人在^[10]中提出了明暗场相结合的图像拼接和损伤检测方法, 可以识别大口径的光学元件, 精度达到了 3 μm , 并能较好地地区分凹槽、划痕和灰尘, 但是检测时间稍长, 操作较为复杂, 在工程应用中非常希望能利用一种简单快捷的手段精确地检测出对大口径光学元件的表面损伤。

本文介绍了一种基于波长变换的自适应损伤检测算法 (ADD), 该方法利用暗场成像的损伤特征, 进行去噪和波长变换等操作后, 利用变换后的损伤特征能很好的区分损伤和灰尘, 并可直接在图像中标出损伤区域, 快速地给出光学元件的表面损伤大小及空间分布状况。这篇文章的其他部分组织如下。损伤特征机理在第一节介绍, 包括了损伤的暗场成像和损伤图像特征两部分。然后第 2 节详细描述了自适应损伤检测算法的流程步骤, 在第 3 节完成了整个文章的实验部分, 介绍了实验系统, 展示了图像采集结果并作出分析, 最后是检测和分类实验。最后一节总结了这篇文章的主要内容。

1 损伤特征

1.1 损伤的暗场成像^[11]

将大口径透镜平放在水平面上, 光源从透镜底部垂直于水平面射入, CCD 摄像头从左上方斜对着透镜拍摄, 如图 1。当透镜表面没有损伤时, 光源的光线直接透射过去, 左上的角摄像头捕捉不到光线, 因此在成像中呈现为黑色。相反的, 当透镜表面有损伤或灰尘时, 会在光路中产生折射和散射, 从而改变光路方向, 光线能够被相机捕获, 因而产生亮斑。图 2 为损伤的暗场成像示意图, 只有有损伤或灰尘的区域的部分光线能够散射或折射到 CCD 的



视野中，产生亮斑。

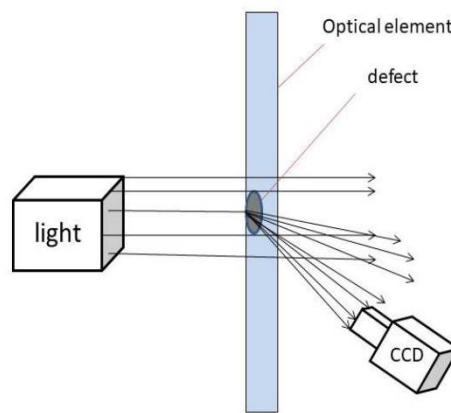


图 1 损伤的光路示意图

图 2 损伤的暗场成像示意图

1.2 损伤特征

当激光束辐射光学材料表面时，引起材料温度升高和载流子数密度增加，从而产生热学损伤、力学损伤、电学损伤以及击穿损伤等其他损伤^[12]。

损伤的形貌主要为带微坑的同心圆环，在整个激光照射区有熔融物质沉积的波纹，当辐照激光能量密度增大时，表面微坑密度增加，出现裂纹的微坑比例增加，表面的损伤坑密度也变大，损伤坑直径增大，而损伤坑边沿整齐，在损伤坑的中间有一明显的小坑，类似于倒火山口形貌^[13]。

根据损伤形貌特征，将损伤近似等效为倒圆锥，对于左边的斜边，入射光打入时，发生折射效应，在对可见光为透明的媒质内，折射率随波长的减小而增大，即红光的折射率最小，紫光的折射率最大。根据折射定律 $n_1 \cdot \sin \theta_1 = n_2 \cdot \sin \theta_2$ ，折射角随波长的减小而增大，即红光的折射角最小，紫光的折射角最大。由于 CCD 在左上角拍摄，必定能够接受到折射角大的短波长的光线，长波长的光线只有部分或完全没有进入到 CCD 的视角中。对于灰尘而言，灰尘会附着在透镜表面，相当于凸起物，灰尘在吸收光线的同时不加选择地向四周散射各种波长的光线，表现出与损伤坑不同的光学特征。基于折射和散射效应产生的现象和研究发现，损伤点的光学特征可以阐述为有短波段 (400–490nm) 的光存在，或有长波段 (520–590nm) 的光

镶嵌在短波段的光的外围，且短波的光强大于长波，存在短波段光强大于镶嵌的长波段的光强的条件。根据这一机理，下文介绍了一种高效准确的损伤检测算法。

2 损伤检测算法

2.1 噪声分析与处理

在对波长化的损伤图像进行损伤检测时，强度较大的噪声会被错分为目标区域进行判别，造成灰尘误判为损伤及损伤尺寸检测精度降低等不良影响。因此对图像进行去噪预处理对损伤检测的效率和准确率起着至关重要的作用。

对每张待检测图像，它是由 $2048 \times 2448 \times 3$ 个像素点组成的三通道彩色图，记作 $I(x, y, z)$ 。其中 x, y 表示像素点位置坐标， $z \in [0, 1, 2]$ ， z 的取值分别表示红、绿、蓝三个通道。每个通道由一个 2048×2448 的灰度值矩阵表示，灰度值的大小在 $0 \sim 255$ 之间，表现为该像素点在该种通道下的亮度。考虑到透镜在未进行强激光透射之初表面就可能存在微小的损伤凹槽或灰尘突起物。这些极少量的已经存在的损伤不在检测的对象之中，因此在检测之前进行差值去噪处理。将第 i 张待检测图像与第一张未接受强激光透射的图像相减，即

$$I_i(x, y, z) = I_i(x, y, z) - I_0(x, y, z) \quad (1)$$

差值去噪实现了将透镜制作、运输、生产过程中产生的干扰剔除的功能，然而对于大量的随机噪声和灰尘没有剔除效果。考虑到在损伤图像中，由于是暗场成像，损伤点表现为亮斑，灰度值较低的背景点占据了大多数，如图 2，

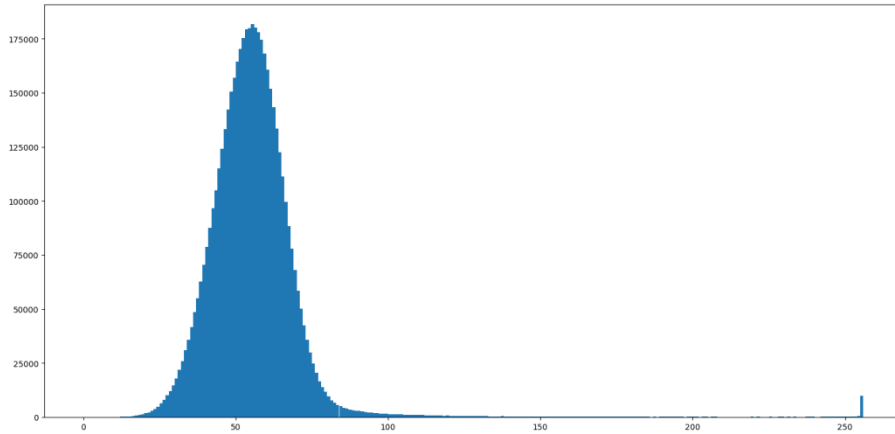


图 2：损伤图像像素值分布图

因此可以确定一个灰度值的阈值，将灰度值小于阈值的点剔除，只提取灰度值前 $\alpha\%$ 的像素点。阈值通过待测图像灰度值分布确定，计算出前 $\alpha\%$ 的灰度值的大小，将这个值作为阈值 ξ 。通过以下门函数提取目标点。

$$\Gamma(x, y, z) = \begin{cases} 0, & I(x, y, z) < \xi \\ 1, & I(x, y, z) \geq \xi \end{cases} \quad (2)$$

得到目标点矩阵 $\Gamma(x, y, z)$ 后与原灰度值矩阵 $I(x, y, z)$ 做乘积操作，即得到去除噪声点的新灰度值矩阵 $N(x, y, z)$ ，仅包括有损伤和灰尘的像素值信息。由此达到了去噪的目的并且将研究对象进一步筛选出来了，减少了后续的计算量。

2.2 波长变换

对于去噪之后的图像，如何进一步将损伤与灰尘的特征区分开来成为了主要研究难点。CCD 摄取的数字图像的灰度值为 0-255，R,G,B 三个通道有三个灰度值，图像上每一个像素点的颜色是由三通道混合而成。对于人眼，视锥细胞按其对应波段的敏感范围分为三类，对长波段敏感的 L 锥细胞，对中波段敏感的 M 锥细胞，对短波段敏感的 S 锥细胞，这三种细胞对不同波长的光线的响应不同，从而将辐射信息转化为了视觉信息^[14]。同样的，CCD 相机存在 CCD 响应曲线，对不同波长的光响应不同，响应表现在灰度值上。基于这个原理，将待检测图像滤去白光成分，即三通道都减去灰度值最小的通道，每个像素点仅保留有表征原始颜色特征的双通道灰度差值，如下式

$$\left. \begin{aligned} R(x, y, z)' &= R(x, y, z) - \min(R(x, y, z), G(x, y, z), B(x, y, z)) \\ G(x, y, z)' &= R(x, y, z) - \min(R(x, y, z), G(x, y, z), B(x, y, z)) \\ B(x, y, z)' &= R(x, y, z) - \min(R(x, y, z), G(x, y, z), B(x, y, z)) \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

假设 B 通道灰度值最小被滤去，则 R, G 两通道的比值可以在典型 CCD 曲线上找到与之比值相同所对应的波长，如图 3，4。

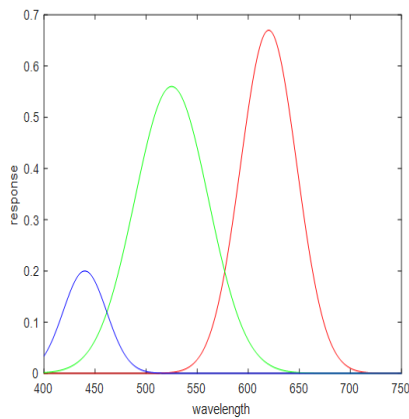


图 3：典型 CCD 响应曲线

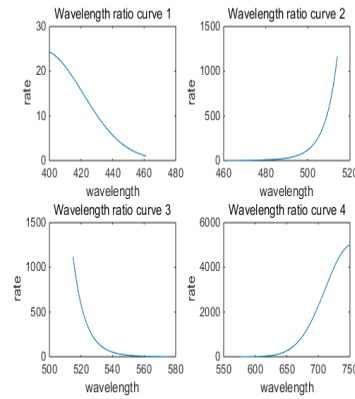


图 4：典型 CCD 波长比值曲线

在典型 CCD 响应曲线上，横坐标表示波长，纵坐标表示响应值，响应值大的两通道比值与波长是一一对应的，据此建立波长比值表，通过计算通道比在波长比值表中检索出该像素

点对应的等效波长。通过这种方法，将每个像素点的灰度值特征变换为了本质的波长特征。

2.3 损伤判定

根据第一节的损伤特征机理知，损伤的第一判据为独立短波块必定为损伤点，若镶嵌有长波块则需引入第二判据区分损伤与灰尘。因为灰尘的波长特征与损伤不同，灰尘容易吸收短波长的光而反射长波长的光，由于大量随机噪声的存在，会在灰尘产生的长波块周围检测到部分短波块。因此第二判据为若有短波块镶嵌有长波块并且短波块的光强大于长波块，就说该块为损伤。基于此，本课题组提出了一种自适应损伤检测算法（ADD），主要思想是遍

历经过预处理及波长变换后的待检测图像 $\lambda(x, y)$ ，将短波块和长波块分别提取出来，通过自然生长和重复检测确定损伤检测的目标区域，利用表 1 所示双判据完成损伤判别，具体如下：

假设待检测图像 $\lambda(x, y)$ 在点 (i, j) 处的波长值为 $\lambda(i, j)$ ，检测窗的大小为 $k \times k$ （ k 为奇数），则在以点 (i, j) 为中心的窗内，像素点的波长值可以构成一个 $k \times k$ 的数组，将检测窗由左上角开始遍历整个图像，步长为 1。若检测窗内波长在 400~490 的像素点个数大于 σ ，就将该区域标记为单位短波块，若检测窗内波长在 500~590 的像素点个数大于 σ ，就将该区域标记为单位长波块。其中 k 和 σ 为检测参数，影响损伤检测的准确率和效率，一般认为最少 6 个像素点才可描述缺陷特征和形状，故 k 一般取 3， σ 取 4。接下来，对标记的单位短波块和长波块进行自然生长，其步骤为：检测标记的波块四周的波长值，若相邻的波长值满足该波块的波长条件，则将满足的相邻像素点加入该波块，并更新波块区域大小，重复上述过程直到不再生长或生长到边界点，最终得到生长后的短波块和长波块。由于上述方法在遍历生成单位波块时会产生重叠，因此通过进行重叠检测将重叠波块进行合并，主要思想为对同一类型的两两波块进行检测，若其有接壤则将其合并为一个大的波块，重复进行检测，直至同一类型的各波块都为独立的最小区域。最后，将进行以上步骤的各个波块区域用包含所有满足波长条件的像素点的最小圆表示。若标记为短波块的区域没有与其他圆相交，则标记为损伤；若标记为短波块的区域与标记为长波块的区域相交，通过第二判据，分别计算短波块和长波块内满足波长条件的平均光强值，如果短波块光强值大于长波块则将其合并并标记为损伤，反之标记为灰尘；而其他单独的长波块都标记为灰尘。损伤的大小用标记区域内包含所有满足波长条件的像素点的最小圆面积表示，由于暗场成像的非线性关系^[15]，该面积虽然无法表达实际尺寸，但是对于透镜的使用寿命而言，只重点关注损伤的出现和增大趋势，对于实际大小可以通过明场成像检测得到。

表 1：损伤判定

损伤判定	独立短波块	独立长波块	连通的长短波块
第一判据	√	√	×
第二判据	—	—	√

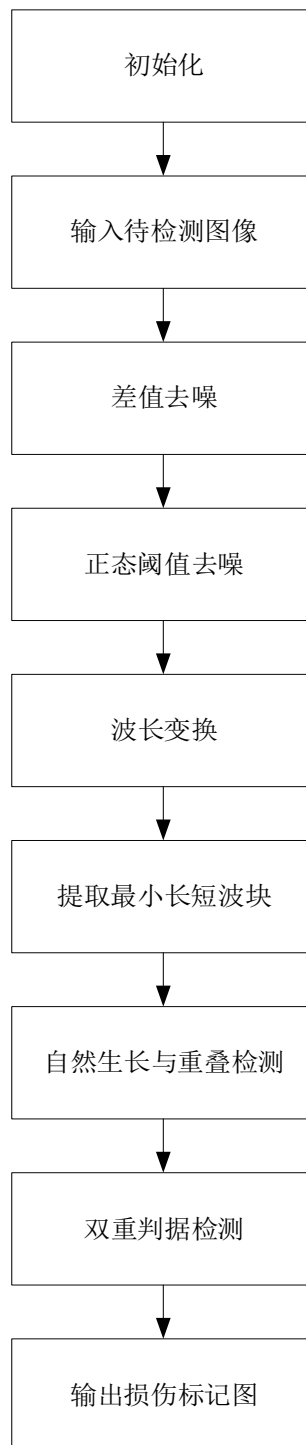


图 6: 损伤检测算法流程图

3 实验

3.1 实验系统

在暗场系统中，即使缺陷尺寸低于光学系统衍射极限，当散射光足够强时仍能检测到缺陷。因此，根据第一节第一部分所述暗场成像原理，设计了一套大口径光学元件表面损伤图像采集仪，由夹具调节单元、滑轨移动单元、CCD 成像单元、光源单元和上位机组成。仪器设置如图 7 所示。夹具调节单元可以适应不同大小的光学元件，还能调整 CCD 的拍摄角度以满足暗场成像要求。滑轨移动单元用来调整相机位置和光源位置，有 X 轴和 Y 轴两个方向，

可以通过移动滑轨采集到大口径光学元件的各个部分的图像。CCD 成像单元使用 2.1×10^7 pixel 的高分辨率 CCD，与上位机相连，可手动或自动采集图像保存至电脑。本实验装置所用电脑 CPU 为 CORE i7，内存 8G。

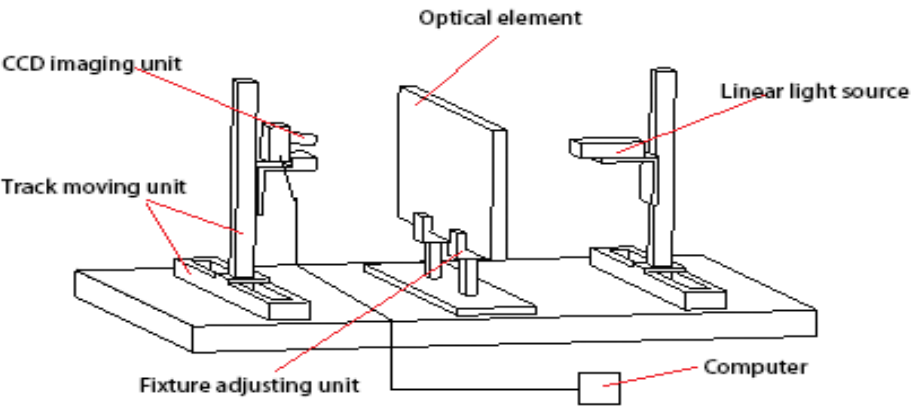


图 7：暗场成像实验装置图

3.2 图像采集与分析

通过大口径光学元件表面损伤图像采集仪采集到的图像如图 6 所示，



图 8：暗场采集图像

图中大范围的暗背景是光学元件完好无损的区域，而点状散列分布的亮斑主要是表面的灰尘和损伤坑导致的。选取损伤图中两个明显的亮斑观察，如图 8 所示，损伤图下方为对应的亮斑放大图，红色框内的是典型的损伤坑，（a）是暗场放大图，（b）是显微镜明场放大图。而对应的蓝色框内的是典型的灰尘在明暗场中的单点放大图像。

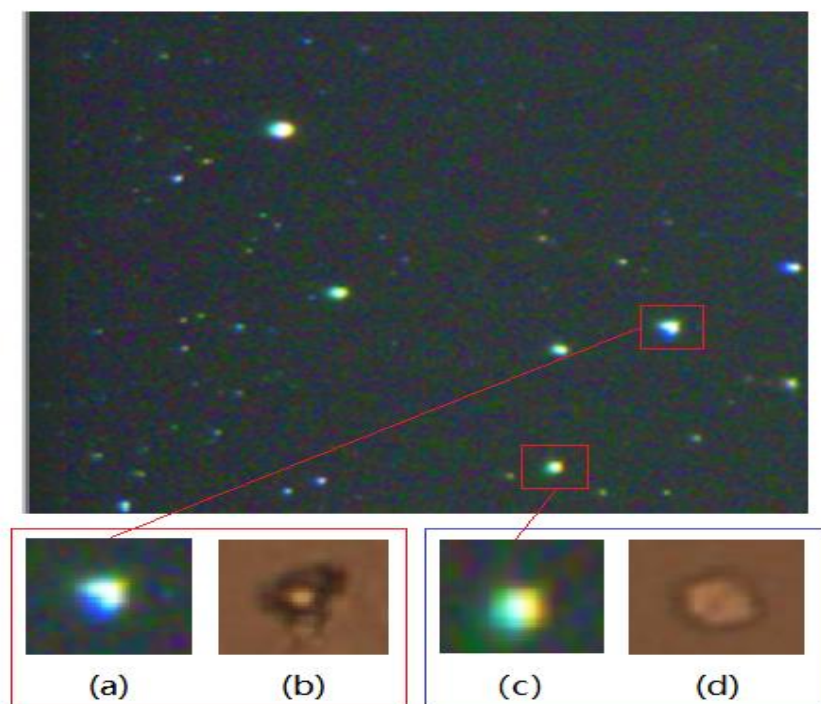


图 9：亮斑整体-局部图

损伤检测的研究中，最重要的是区分损伤和灰尘，在明场图像中，损伤和灰尘呈现出不同的形态如图 10 (b, d)，因此在很多研究中，通过明场图像采用 KRR 和 SVM 等分类器选取如面积与周长比、信噪比标准差等损伤缺陷特征进行分类，取得了一定效果，但是存在分辨率要求、运算量大、易错检等问题，而在暗场图像中，由于散射效果，损伤坑和灰尘的形状本身已经失去区分度，如图 10 (a, c)，将暗场图像在三个通道的灰度分布图绘制出来，如图 11，可以看出，无法从灰度分布区分灰尘和损伤，但是很明显地可以看出灰尘和损伤在不同通道上存在不同的表现特征，这种表现特征佐证了第 1.2 节所论述的损伤机理，借助波长变换可以对损伤和灰尘进行分类。将暗场图像运用第 2.2 节所述的波长变换后，计算出波长分布图如图 12 所示，左边为灰尘的波长分布图，呈现为只有长波段，而右侧损伤的波长分布图则呈现短波块与长波块连通。

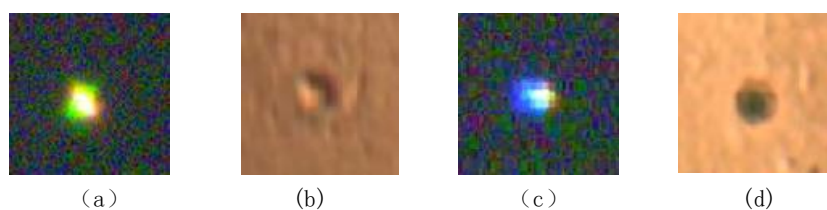


图 10 单个灰尘和损伤在明暗场下的形貌，(a) 灰尘暗场图 (b) 灰尘明场图 (c) 损伤暗场图 (d) 损伤明场图

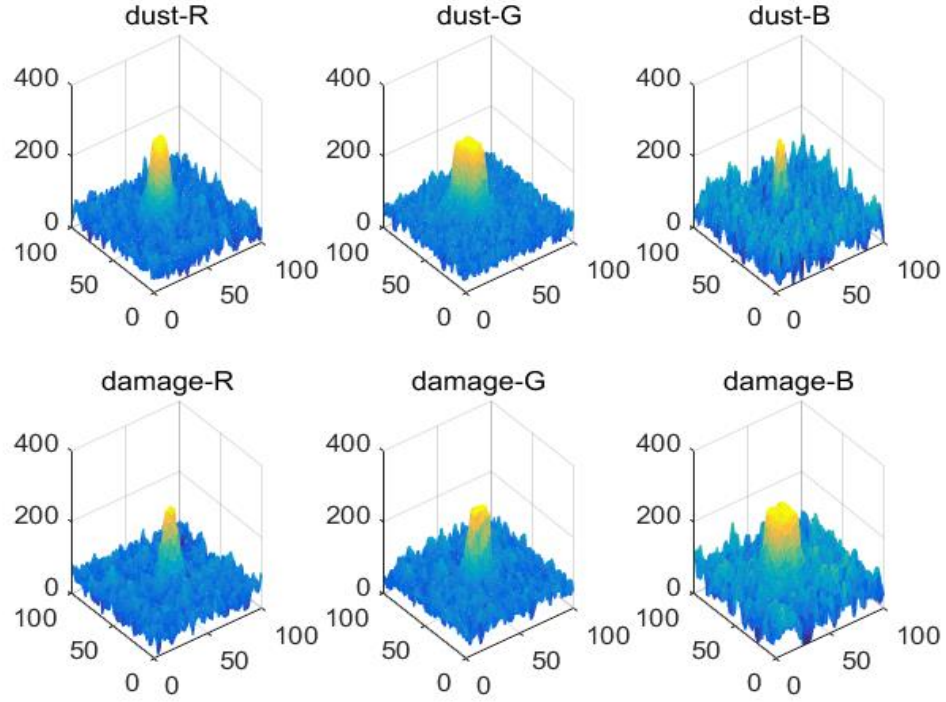


图 11: R、G、B 三通道灰度分布图

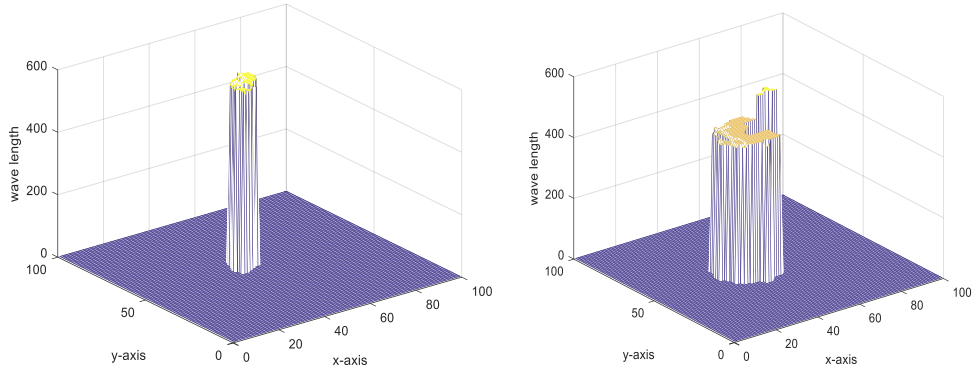


图 12: 灰尘和损伤的波长分布图

3.3 检测与分类

选取了 40 张完整待检测损伤图像,采用设计的自适应损伤检测算法在 MATLAB 进行仿真检测实验,实验耗时 30 分钟,平均检测时间为 45 秒,漏检率 7%,误检率为 0。从这 40 张损伤图中提取 200 组训练样本,包括 100 组灰尘(标记为+1)和 100 组损伤坑(标记为-1),这些训练样本被用于训练两种分类器(KNN^[16], SVM^[17]),并且提取了 100 组测试样本,包括 50 组灰尘(标记为+1)和 50 组损伤坑(标记为-1)用来测试分类器的性能并与本文自适应损伤检测算法(ADD)的分类效果对比。

不同分类器的实验结果如表 2 所示,ADD 算法的准确率高于其他分类器,因此 ADD 算法更适合分类灰尘和损失坑。因为在暗场图像中灰尘和损伤有很大相似度,一般的分类方法难以精准地区分,而 ADD 算法引入波长变换,将特征转化到

波长域，有效地将灰尘和损伤区分开来。

表 2：ADDA、KNN、SVM 分类测试结果

方法	分类灰 尘	分类损 伤	分类灰 尘	分类损 伤	准确率
	正确数目	正确数目	错误数目	正确数目	
ADD	46	47	4	3	93%
KNN	38	42	12	7	80%
SVM	41	43	9	7	84%

4 总结

本文提出了一种自适应损伤检测算法，并描述了暗场成像和损伤特征机理，该算法采取差值去噪和阈值去噪结合完成噪声滤除，再进行波长变换，将损伤特征转化到波长域，设计 $k \times k$ 的检测窗遍历待检测图像得到单位波块，再进行自然生长和重叠检测，使得单位波块扩展为独立的最小单元。最后利用损伤特征的两大判据判断损伤区域。实验结果表明该 ADD 算法检测速度快，准确率高，分类准确率要优于 KNN 和 SVM，能够高效地完成大口径透镜在强激光下的损伤检测任务。