

基于局部信噪比的微小损伤自适应检测技术研究

唐如欲^{1,2}, 刘德安¹, 朱健强¹

¹中国科学院上海光学精密机械研究所高功率激光物理联合实验室, 上海 201800;

²中国科学院大学, 北京 100049

摘要 大型高功率激光驱动装置中, 激光能量密度及系统运行速度主要受终端光学元件损伤增长的限制。为高效、精确地检测元件的损伤状态, 提出了一种基于局部信噪比的自适应差异窗过滤算法。该算法通过设计一种作用在像素点上的窗函数, 以关联邻域点的像素值强弱完成目标点或背景点的判断, 从而完成种子图像的阈值化, 最后通过对种子图像区域生长完成损伤分割。为验证算法的有效性, 搭建了在线检测模拟平台以获取损伤样品图像, 并使用该算法对图像进行处理。结果表明: 对直径 50 μm 以上的损伤点, 算法的平均识别率在 99% 以上, 达到了高功率激光驱动系统对微小损伤检测的精度要求。因其不需要依据经验设定种子图像的阈值, 与现有局部信噪比算法相比具有更高的自动化程度。

关键词 测量; 损伤检测; 图像分割; 微小尺寸测量; 自动检测; 区域生长

中图分类号 TP274

文献标识码 A

doi: 10.3788/CJL201845.0704001

Micro-Size Damage Adaptive Detection Technology Based on Local Signal-to-Noise Ratio

Tang Ruyu^{1,2}, Liu Dean¹, Zhu Jianqiang¹

¹Joint Laboratory of High Power Laser and Physics, Shanghai Institute of Optics and Fine Mechanics, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201800, China;

²University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China

Abstract In large-scale high-power laser devices, the laser energy density and the system operating speed are mainly limited by the damage growth of the terminal optical element. An adaptive differential window filtering method based on local signal-to-noise ratio is proposed in order to detect the damage state of the element efficiently and accurately. By designing a window function which acts on pixels, the algorithm can judge the target point or background point according to the pixel value and the values of its neighborhood point. And then the segmentation of the seed image is completed. Finally, the damage segmentation is completed by the growth of the seed region. In order to verify the effectiveness of the algorithm, we built an on-line detection simulation platform to obtain the damaged sample image, and the new method mentioned above is used to process the image. The results show that the average recognition rate of the method is above 99% for the damage points with the diameter above 50 μm , which meets the requirement of high-power laser drive system for the detection of small damage. Because the algorithm does not require setting the threshold of the seed image based on experience, it is more automated than the existing local signal-to-noise ratio algorithm.

Key words measurement; damage detection; image segmentation; small size measurement; automatic detection; region growth

OCIS codes 120.1880; 140.3330; 120.6650; 120.4630

收稿日期: 2017-11-27; 收到修改稿日期: 2018-01-10

基金项目: 国家自然科学基金(11774364)

作者简介: 唐如欲(1992—), 女, 硕士研究生, 主要从事高功率激光驱动装置中终端光学元件损伤检测方面的研究。

E-mail: tangruyu@siom.ac.cn

导师简介: 刘德安(1972—), 男, 博士, 研究员, 主要从事高功率激光光束传输方面的研究。

E-mail: liudean@siom.ac.cn(通信联系人)

1 引言

在大型高功率激光驱动装置中,终端光学组件工作在能量密度下,激光辐照会导致元件的初始损伤增长及新损伤的形成。而终端光学组件的损伤增长又限制了输出激光的能量密度及系统的运行速度^[1],因此能够高效、精确地检测光学元件的损伤状态对整个系统而言十分重要。

美国国家点火装置(NIF)和法国激光兆焦耳装置(LMJ)的研究人员对激光诱发光学元件损伤的研究较为系统^[2-6],利弗莫尔实验室(LLNL)的研究人员为NIF建立了一套完备的光学元件使用策略^[7]。NIF采用挡光面积比作为评价参数,当光学元件上的挡光点总面积与元件面积的比值超过3%时,元件就不能继续使用^[8]。为监测元件的损伤状态,LLNL研究人员为NIF设计了用于终端集成组件光学元件的在线检测系统(FODI)。目前,该系统已经安装到国家点火装置中,用于高能系统打靶后光学元件的常规检测^[9]。在打靶前,系统对192路终端光学组件的全部元件成像,并对图像进行处理,用得到的数据评估整个装置的运行状态。其中,NIF对元件中直径大于50 μm的损伤的平均识别率高达99%^[10]。相对而言,国内的相关研究要落后一些,且主要集中在离线光学表面缺陷和损伤阈值的测量上^[11]。2011年,中国工程物理研究院与哈尔滨工业大学基于神光III原型装置开展了终端光学元件在线检测系统的研究,该装置已经进入联合调试阶段^[12]。

高准确率地识别光学元件上的损伤点是终端光学组件损伤在线检测的最终目标。不同于传统的数字图像,FODI图像中损伤区域的尺寸一般较小(为微米级),某些小损伤在千万分辨率数字图像中的尺寸仅为几个像素^[10,12],导致许多传统的检测算法不再适用。LLNL的研究人员在NIF上采用了一种基于局部信噪比(LASNR)的损伤检测算法,该算法通过模拟人眼识别物体的机制来考察物体与其局部背景的差别,从而实现损伤点的识别^[13]。但是,该算法在种子图像生成过程中需要依据经验人为给定一个阈值来完成局部信噪比图像的二值化,自动化程度不高,算法的应用受到了一定限制。

针对上述问题,本文提出了一种自适应分割算法,将其运用在局部信噪比中生成二值化的种子图像,再对种子点进行生长就可以完成损伤区域的分割。最后,搭建了在线检测模拟装置以获取样品图

片并进行处理,同时分析了误差来源与改进方法,为后续相关研究提供了基础。

2 自适应局部信噪比分割算法

基于成像法的损伤检测总体流程大致可以总结为两步:损伤图像获取与后续图像处理。在图像获取步骤中,照明和成像非常关键,成像的质量决定检测装置能够探测到何种程度的损伤^[11]。光学元件的损伤研究表明,基频段的损伤检测需要关注的是毫米量级的损伤,而三倍频段元件需要关注的是50 μm以上的损伤^[14],所以FODI应能对元件上直径大于50 μm的缺陷进行成像。后续图像处理步骤包括损伤分割、特征提取与信息挖掘,根据使用决策评估元件的损伤状态。其中,损伤分割是整个工作的第一步,也是基础。终端光学元件损伤检测的策略是识别所有可能的损伤区域,并记录相关数据,所以分割环节应尽量不舍弃任何可能的损伤点。提取“候选”损伤区域的特征信息后,就可以用机器学习的方法进行分类,筛选出真正的缺陷,并存储相关信息到数据库中,用于后续监测。

局部信噪比算法是一种仿照人眼的机器视觉分割方法,可以识别复杂背景下的微小目标,主要思想是计算图像中每一个像素点的信噪比,然后根据像素点的局部区域特征确定损伤的大小和位置等信息。算法分为两个步骤:种子图像生成和种子点的自适应生长。

2.1 种子图像生成

种子图像生成的第一步需要计算背景图像 I_{bs} ,然后在 I_{bs} 的基础上计算信号强度与噪声强度。使用形态学方法对损伤图像先腐蚀再膨胀可得到背景图像^[15]。原始局部信噪比算法需要根据目标物体的尺寸和预期的噪声形状来选择相应的信号窗口和噪声窗口,选择不同大小的窗口就可以实现对不同大小的目标物体进行探测。采用高斯滤波器计算信号和噪声可以提高运算效率。对 I_{bs} 进行高斯滤波,再将 I_{bs} 与高斯滤波后的图像相减得到信号强度尖锐的差分图像,即信号图像 I_{sig} ^[13]:

$$I_{sig} = I_{bs} - f(I_{bs}, \sigma_1), \quad (1)$$

式中: σ_1 为标准差,取值要比感兴趣的最小目标点小; $f(I_{bs}, \sigma_1)$ 为高斯滤波函数。噪声图片的原始计算方法是计算局部邻域的标准差。为增强局部信噪比,定义噪声图像为^[13]

$$I_{noise} = \sqrt{f(I_{bs}^2, \sigma_2)}. \quad (2)$$

式中: σ_2 为标准差。根据对噪声邻域大小的估计可

以预先选择 σ_2 值。为有效检测微小目标, σ_2 值一般取 1~4 像素, 计算中令 $\sigma_2 = 2$, 则局部信噪比图像为

$$I_{\text{LASNR}} = \frac{I_{\text{sig}}}{I_{\text{noise}}} \quad (3)$$

为提高计算效率, 将(3)式两边平方(避免平方根运算), 从而得到:

$$I_{\text{LASNR}}^2 = \frac{I_{\text{sig}}^2}{I_{\text{noise}}^2} \quad (4)$$

对(4)式得到的局部信噪比平方图像进行阈值分割即可得到种子图像。以往的局部信噪比算法需要根据经验选取固定全局阈值进行分割, 在二值化过程中, 像素值大于全局阈值的点被赋值为 1, 其他情况赋值为 0。每一组为 1 的像素, 将其原始图像对应区域中具有最大强度的像素点作为一个损伤目标的种子储存。

这种方法严重依赖于操作人员的经验, 自动化程度不高, 当需要检测的光学元件数量多到一定程度时, 会严重降低检测系统的工作效率与准确度。仔细研究局部信噪比图像的特点并调研相关文献后, 本课题组提出了一种自适应分割算法: 通过设计一种差异过滤窗函数来自动识别种子目标与背景区域。主要思想是遍历局部信噪比图像的像素点, 将该点的像素值与其邻域点的像素值进行关联比较, 具体如下:

假设图像在点 (i, j) 处的像素值为 $P(i, j)$, 过滤窗的大小为 $k \times k$ (k 为奇数), 则在以点 (i, j) 为中心的窗内, 像素点的强度值可以构成一个大小为 $n = k \times k$ 的数组, 记为 P_N , 如图 1 蓝色部分所示。

| | | | | |
|--|------------|----------|------------|--|
| | $i-1, j+1$ | $i, j+1$ | $i+1, j+1$ | |
| | $i-1, j$ | i, j | $i+1, j$ | |
| | $i-1, j-1$ | $i, j-1$ | $i+1, j-1$ | |
| | | | | |

图 1 $k=3$ 时的数组 P_N

Fig. 1 Array P_N at $k=3$

数组 P_N 的数值分布(即过滤窗覆盖区域的强度分布)可分为三种情况: 窗内像素值整体偏大、窗内像素值整体偏小和窗内像素值起伏较大。令数组最大值为 $P_{N\max}$, 最小值为 $P_{N\min}$, 均值为 $P_{N\text{mean}}$ 。假设 δ 为合理小的数值, ϵ 为灰度阈值, 以上三种灰度分布情况可以用如下不等式表示: 1) $P_{N\max} - P_{N\min} < \delta$ 且 $P_{N\text{mean}} > \epsilon$, 即整体数值较大, 窗内点都

为目标点, 则点 (i, j) 为目标点; 2) $P_{N\max} - P_{N\min} < \delta$ 且 $P_{N\text{mean}} < \epsilon$, 即整体数值较小, 窗内点都为背景点, 则点 (i, j) 为背景点; 3) $P_{N\max} - P_{N\min} \geq \delta$, 窗内点既有目标点也有背景点, 若 $P(i, j) < P_{N\text{mean}}$, 则点 (i, j) 为背景点, 否则为种子点。

此算法的关键是确定合适的 δ 值与 ϵ 值。为使分割结果更准确, ϵ 和 δ 的选取应参照图像本身的灰度信息。由于灰度直方图能够较为直观地反映像素值的分布情况, 所以计算思路如下: δ 是灰度差值的阈值, 可以回归到图像的灰度差值运算; ϵ 是反映灰度大趋势的阈值, 可以提取原图的像素中间值作为参考。

首先, 计算局部信噪比平方图像的直方图, 然后提取对应频率不为 0 的一系列像素值, 将其存放在数组 P_H 中, 数组 P_H 包含了构成整个图像的全部灰度值。进一步, 可以得到 P_H 的最大值 $P_{H\max}$ 、最小值 $P_{H\min}$ 以及位于索引中间的灰度值 $P_{H\text{middle}}$ 。则 ϵ 值可以由 $\epsilon = \frac{P_{H\max} + P_{H\min}}{2}$ 计算得到。

令 $\delta_1 = P_{H\max} - P_{H\text{middle}}$, $\delta_2 = P_{H\text{middle}} - P_{H\min}$, 这样可以得到两个灰度差值 δ_1 和 δ_2 。考虑到 δ 应该在合理的范围内尽可能小, 起初将 δ_1 和 δ_2 中较小的一方赋值给 δ , 但分割出来的图像漏检很多点。多次尝试后, 综合考虑算法运行时间和识别率等因素, 将 δ 确定为 $\delta = \frac{\min(\delta_1, \delta_2)}{4}$ 。

过滤窗尺寸 k 的最佳取值为 3 或 5, 继续增加 k 值将增加算法运行时间, 而识别率却无明显提高。

2.2 种子点的自适应生长

区域生长的原理是将图像中具有相似属性的像素点结合在一起构成一个整体区域^[16]。普通种子生长法使用固定生长阈值的方式, 其步骤为: 计算种子区域内灰度的均值, 再计算种子邻域点像素值与均值之差, 若差值小于生长阈值, 则将该邻域点加入种子区域。随着区域的生长, 其均值不断更新, 重复上述过程直到生长到边界点, 最终得到分割结果。

这种生长方式的不足是: 当目标物体与背景像素或大强度噪声混叠时, 可能会导致背景噪声被认为是目标物体的一部分^[13], 使得最终生长结果大于实际的目标物体。此外, 如何确定全局阈值也是一个问题, 损伤图片上的缺陷区域大小不同, 灰度分布也存在差异, 使用全局阈值将导致分割结果不准确。为解决上述问题, 本课题组使用自适应局部阈值进行种子生长^[11]。原理为: 对每个种子点使用一系列

生长阈值进行普通种子生长。这样每个生长阈值都对应一个生长面积,最后会得到一个阈值与面积的曲线,该曲线变化最快的地方(梯度极值)即为目标

与背景的分界处。采用该处对应的像素值作为生长阈值,就可以得到期望的损伤边界。种子生长流程图如图 2 所示。

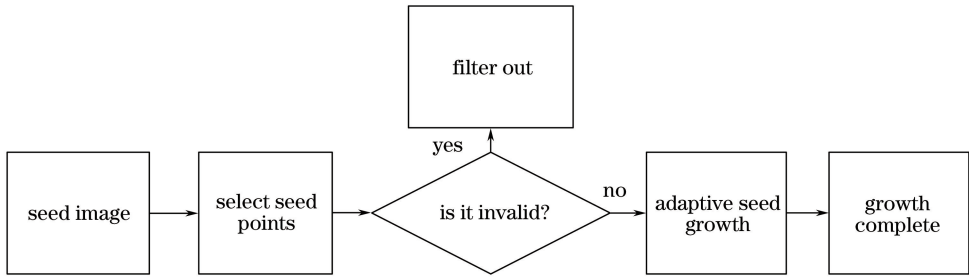


图 2 自适应种子生长流程图

Fig. 2 Flow chart of adaptive seed growth

3 结果分析

3.1 损伤成像

为验证算法的有效性,本课题组搭建了基于全内反射暗场成像的检测装置,以获取损伤图片,如图 3(a)所示。装置以 LED 灯条作为光源,采用四周侧向照明方式形成均匀的光场,如图 3(b)所示。实验

中,用三倍频激光辐照尺寸为 $200\text{ mm} \times 200\text{ mm} \times 50\text{ mm}$ 的光学玻璃,产生直径约为 $0.03 \sim 2\text{ mm}$ 的损伤点,统计损伤点的个数,用作计算自适应分割算法识别率的参考。

检测装置的工作原理为:如果待测玻璃表面有缺陷,照明光线将从损伤位置出射,进而被成像系统记录成像,如图 3(c)所示。

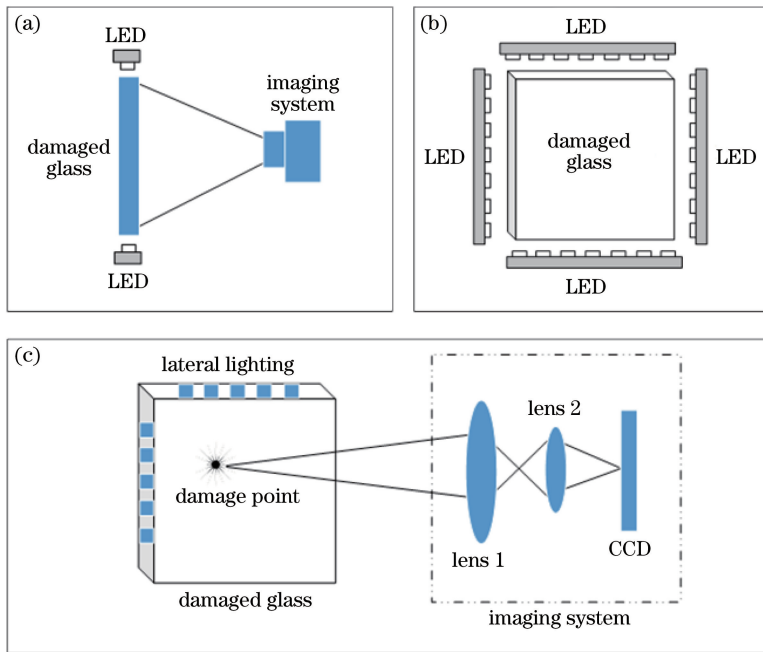


图 3 损伤检测装置的结构示意图、照明方式和成像方式。(a)结构示意图;(b)照明方式;(c)成像方式

Fig. 3 Structure schematic, lighting mode and imaging mode of damage detection device.

(a) Structure schematic; (b) lighting mode; (c) imaging mode

实验获得的损伤样品图像如图 4 所示,图 5(a)是图 4 中矩形框部分的放大显示。其中,标记为 1、2 的两个损伤区域的有效直径分别近似为 $27.6, 1383.4\text{ }\mu\text{m}$,图 5(b)、(c)分别为两个损伤点在高倍

显微镜下的测量结果。

3.2 损伤分割

采集的损伤样品图像的部分区域如图 6(a)所示,对其使用自适应差异窗过滤法进行分割,得到的

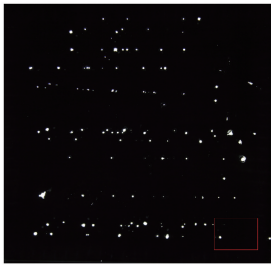


图 4 损伤样品图像

Fig. 4 Image of damaged sample

结果如图 6(b)所示。

观察可知,该算法能够将一些肉眼不可见的、对比度较低的损伤区域检测出来,图 7 是这些区域成像的放大显示。为方便观察,其中两个对比度过低的区域使用圆圈标记。

基于局部信噪比的自适应差异窗过滤算法对微小尺寸损伤点具有良好的检测效果,图 8(b)为图 4 中包含 $30\ \mu\text{m}$ 小损伤点(圆圈标记处)的矩形区域的处理结果。可以看到,使用该算法能够将小损伤点清晰地分割出来。同时,在该点右下方,尺寸更小的损伤区域也能被识别出来。

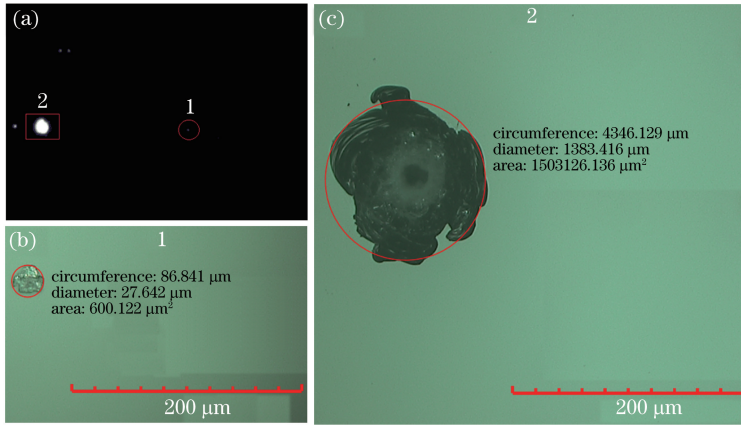


图 5 (a)图 4 矩形区域的放大显示;(b)~(c)记号 1、2 对应的损伤点在高倍显微镜下的测量结果

Fig. 5 (a) Enlarged view of rectangular area in Fig. 4; (b)-(c) measurement results of damage points corresponding to marks 1 and 2 at high-power microscopy

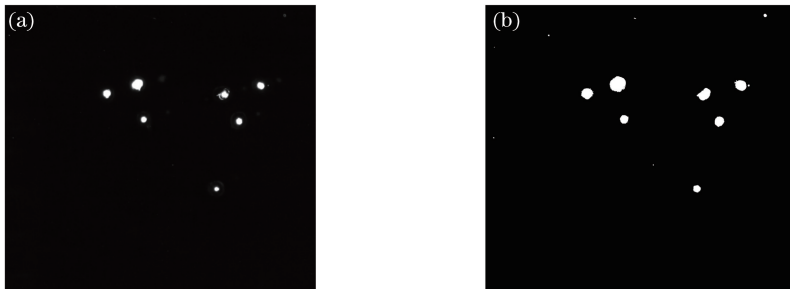


图 6 (a)损伤图像;(b)自适应差异窗过滤法分割结果

Fig. 6 (a) Damage picture; (b) segmentation result with adaptive difference window filter method

因为所提算法对灰度值较低、尺寸较小的损伤点也具有好的识别能力,所以在某种程度上可以降低检测系统的成像要求,节约终端在线检测装置的硬件成本。

3.3 识别率

对损伤玻璃图像使用基于局部信噪比的自适应差异窗过滤法进行处理,并统计分割后的损伤区域数目,结果如表 1 所示。

由表 1 可以看出,算法的平均识别率为 99.46%,只有极个别的微小区域未被检测出来。由

表 1 损伤检测结果

Table 1 Result of damage detection

| Number of damage points | Number of segmentation points | Number of pseudo-damaged points | Recognition rate / % |
|-------------------------|-------------------------------|---------------------------------|----------------------|
| 186 | 217 | 32 | 99.46 |

表 1 可知,最终分割出的损伤区域数目要大于实际的损伤点数量,这是由于成像系统无法识别灰尘、污渍等导致了伪损伤成像,而基于局部信噪比的自适应差异窗过滤法无法分辨损伤的真伪,后期可用基

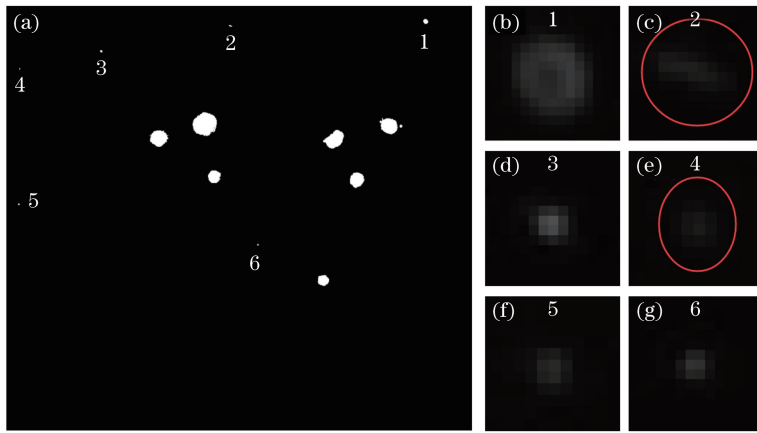


图 7 微小分割点对应原图区域的放大显示。(a)分割结果;(b)~(g)编号 1~6 区域的结果
 Fig. 7 Enlarged views of small split points corresponding to original image.
 (a) Segmentation result; (b)-(g) results corresponding to areas 1-6

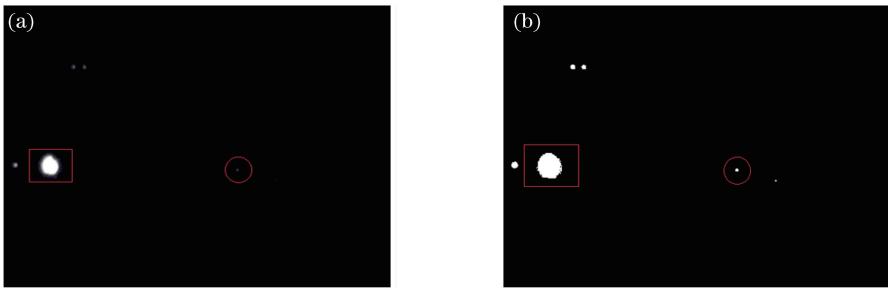


图 8 (a)图 4 矩形框标记区域;(b)分割结果
 Fig. 8 (a) Marked area of rectangular box in Fig. 4; (b) segmentation result

于机器视觉的分类方法予以剔除。图 9(a)中用圆圈标记的区域是伪损伤成像的一个例子;图 9(b)是伪损伤点经图像分割处理后的结果;图 9(c)为伪损伤点在高倍显微镜下的放大图,观察后用擦净布轻轻擦拭可将其去除。

4 噪声处理与算法拓展

4.1 噪声分析与处理

在对局部信噪比图像进行二值化分割时主要依据像素强度的大小进行判断,强度较大的噪声往往会被错分割成种子点。由于计算局部信噪比时引入了除法运算,当噪声图像中的某些像素值远小于信号图像对应的像素值(非种子点)时,会导致二者的比值偏大,从而引入噪声。此外,为避免漏检种子点,自适应差异窗过滤法的 ϵ 参数的取值相对宽松,这将会导致大量强度值处于中间态的像素点被分割成种子点。考虑到种子生长需要经历多次循环以确定最佳阈值,其耗费的时间远大于种子图像生成的时间,是决定整个算法运行时间的主要因素,因此应该设法减少无效种子点的数量。

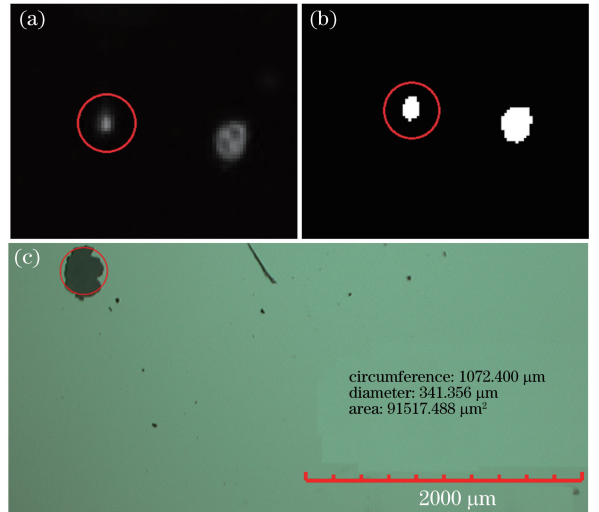


图 9 (a)伪损伤成像;(b)分割结果;(c)高倍显微镜下放大图
 Fig. 9 (a) Pseudo-damage imaging; (b) segmentation result;
 (c) enlarged view at high-power microscopy

在损伤图像中,强度值较低(接近 0 值)的背景点占据了整个图像的绝大部分,可以利用该性质排除噪声点。图 10 为损伤图像(图 4)的灰度分布直方图,绘制时将 256 级灰度均匀分成 70 个区间。观察可知,

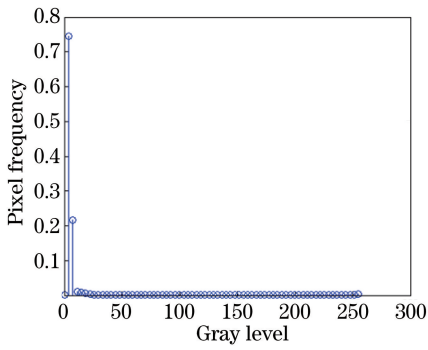


图 10 损伤图像灰度分布的直方图

Fig. 10 Histogram of gray distribution of damage image

图像的大部分像素值集中在灰度级较低的区间。

根据损伤图像特点排除噪声种子点的一个简单方法为:计算损伤图像灰度直方图,并按照像素值升序的顺序累积直方图灰度级的频率和,然后将频率

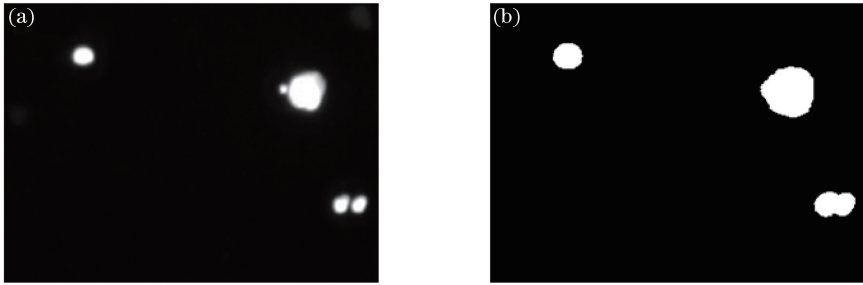


图 11 (a)损伤区域;(b)分割结果

Fig. 11 (a) Damage area; (b) segmentation result

分割距离较近的损伤区域时出现合并现象是由生长阈值的理论误差导致的。由 2.2 节可知,局部区域生长时,生长面积的变化率极值对应的灰度级被确定为该区域的生长阈值。当图像中两个亮区域之间的过渡像素在数值上接近时,种子点生长到这些过渡像素值时,生长面积将急速增大,因此过渡值将被误认为是生长阈值,造成区域间的合并。在后期处理过程中,若单纯考虑损伤区域面积与元件总面积的比值,区域合并现象就不会对元件损伤状态的评估造成影响。但当需要统计元件上损伤点的数量、位置等信息,并入库处理以跟踪缺陷发展变化时,就应设法避免此现象。一个较为简单的解决方法是在原分割结果的基础上定位损伤区域的外接矩形,将该矩形区域内部设为感兴趣区域,然后再使用大津阈值法进行细分割,这样经过两次分割就可以较好地保留损伤区域的细节信息了。

5 结 论

基于改进的 LASNR 的自适应差异窗过滤算法

和大于 75%对应的灰度级作为分水岭,若种子点位置对应原图的像素强度小于该灰度级,则可予以剔除。实际上,FODI 判断光学元件损坏的标准是元件上的挡光点总面积与元件面积的比值超过 3%后,元件就不能继续使用,挡光点的面积即为损伤区域的总面积,上述比值表现在图像中就是强度值较大区域所占的百分比,因此以 75%作为分水岭是相对保守且合理的。为提高程序的运行速度,应用中还可以将此值再适当提高。

4.2 算法延伸

基于局部信噪比的自适应差异窗过滤法具有较强的识别低信噪比区域的能力,这在一定程度上增加了损伤探测的准确率。此外,观察分割结果可以发现,种子生长会使原本邻近的几个区域合并到一起,如图 11 所示。

能够有效实现损伤分割的自动化,对直径为 $50 \mu\text{m}$ 的损伤点的平均识别率大于 99%。同时,该算法对微小尺寸、低信噪比的损伤区域具有优异的识别能力,利用这个属性可以降低对设备的成像要求,节约终端在线检测装置的硬件成本。另外,与现有的局部信噪比算法相比,该算法具有更高的使用效率,可以避免依据人工经验判断种子图像分割阈值带来的种种问题,对于大型高功率激光驱动器终端损伤检测装置的后续研究具有重要意义。

参 考 文 献

- [1] Carr C W, Cross D A, Liao Z M, *et al.* The stochastic nature of growth of laser-induced damage [C]. Proceedings of SPIE, 2015, 9532: 953212.
- [2] Liao Z M, Nostrand M, Whitman P A, *et al.* Analysis of optics damage growth at the National Ignition Facility [C]. Proceedings of SPIE, 2015, 9632: 963217.
- [3] Conder A, Alger T, Azevedo S, *et al.* Final optics damage inspection (FODI) for the National Ignition

- Facility [C]. Proceedings of SPIE, 2007, 6720: 672010.
- [4] Liao Z M, Nostrand M, Carr W, *et al.* Modeling of laser-induced damage and optic usage at the National Ignition Facility [C]. Proceedings of SPIE, 2016, 9983: 998304.
- [5] Denis V, Beau V, Lacampagne L, *et al.* The Laser Megajoule Facility: laser performances and comparison with computational simulation [C]. Proceedings of SPIE, 2018, 10525: 1052503.
- [6] Mangote B, Tovenca-Pecault I, Néauport J. Study of the LIDT degradation of optical components by intentional organic contamination [C]. Proceedings of SPIE, 2012, 8530: 853025.
- [7] Spaeth M L, Wegner P J, Suratwala T I, *et al.* Optics recycle loop strategy for NIF operations above UV laser-induced damage threshold [J]. Fusion Science and Technology, 2016, 69(1): 265-294.
- [8] Spaeth M L, Manes K R, Widmayer C C, *et al.* The National Ignition Facility wavefront requirements and optical architecture [J]. Optical Engineering, 2004, 43(12): 25-42.
- [9] Shaw M J, Williams W H, House R K, *et al.* Laser performance operations model [J]. Optical Engineering, 2004, 43(12): 2885-2895.
- [10] Feng B. Research on final optics damage online inspection technologies for ICF system [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014:8-10.
- [11] Peng Z T. Study on online laser damage detection of optical components in high power laser complex optic components [D]. Mianyang: China Academy of Engineering Physics, 2011: 12-74.
- 彭志涛. 强激光复杂光机组件光学元件激光损伤在线检测技术研究 [D]. 绵阳: 中国工程物理研究院, 2011: 12-74.
- [12] Lü X D. Research on defect detection and classification in ICF based on machine learning [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2015: 6-7.
- 吕旭冬. 基于机器学习的终端光学元件损伤识别及分类研究 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015: 6-7.
- [13] Kegelmeyer L M, Fong P W, Glenn S M, *et al.* Local area signal-to-noise ratio (LASNR) algorithm for image segmentation [C]. Proceedings of SPIE, 2007, 6696: 66962H.
- [14] Carr A, Kegelmeyer L, Liao Z M, *et al.* Defect classification using machine learning [C]. Proceedings of SPIE, 2008, 7132: 713210.
- [15] Verbeek P W, Vrooman H A, Vliet L J V. Low-level image processing by max-min filters [J]. Signal Processing, 1988, 15(3): 249-258.
- [16] Bischof L, Adams R. Seeded region growing [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1994, 16(6): 641-647.