

# 大口径反射镜表面颗粒污染物暗场检测算法研究

尹朝阳<sup>1</sup>, 张德志<sup>1</sup>, 赵林杰<sup>1,2</sup>, 陈明君<sup>1\*</sup>, 程健<sup>1\*\*</sup>, 蒋晓东<sup>2</sup>, 苗心向<sup>2</sup>, 牛龙飞<sup>2</sup>

<sup>1</sup> 哈尔滨工业大学机电工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001;

<sup>2</sup> 中国工程物理研究院激光聚变研究中心, 四川 绵阳 621900

**摘要** 针对大口径反射镜表面污染物的成像特点,研究了污染物的暗场检测算法,包括图像采集过程中的自动聚焦算法,图像处理过程中的畸变校正与污染物提取算法等。就自动聚焦算法提出了粗-精结合的峰值搜索策略,并采用 Tenengrad 函数作为清晰度评价函数,获得了较高的聚焦精度。畸变校正算法在所建畸变模型的基础上,基于标定板角点的射影变换性质,求解畸变模型系数,实现了图像畸变校正,校正结果的方均根误差为 3.3092 pixel。污染物提取算法采用顶帽变换去除图像背景,对去除背景的图像采用拉普拉斯算子加权自适应二值化算法提取污染物,该算法针对光照不均的小尺寸污染物图像的处理效果较好,检测结果数量误差为 7%,检测精度优于全局阈值算法以及均值算子加权自适应二值化算法。该检测算法可以为反射镜表面洁净状态评估提供技术支撑。

**关键词** 成像系统; 暗场成像; 自动聚焦; 畸变校正; 污染物提取

中图分类号 TN247

文献标志码 A

doi: 10.3788/AOS202040.0711003

## A Dark-Field Detection Algorithm to Detect Surface Contamination in Large-Aperture Reflectors

Yin Zhaoyang<sup>1</sup>, Zhang Dezhi<sup>1</sup>, Zhao Linjie<sup>1,2</sup>, Chen Mingjun<sup>1\*</sup>, Cheng Jian<sup>1\*\*</sup>,  
Jiang Xiaodong<sup>2</sup>, Miao Xinxiang<sup>2</sup>, Niu Longfei<sup>2</sup>

<sup>1</sup> School of Mechatronics Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China;

<sup>2</sup> Research Center of Laser Fusion, China Academy of Engineering Physics, Mianyang, Sichuan 621900, China

**Abstract** In this study, the dark-field detection algorithm, which is suitable for the detection of contaminants, is investigated in accordance with the imaging characteristics of the surface contaminants of the large-aperture reflector. In this algorithm, the autofocus algorithm is considered during the image acquisition process, whereas the distortion correction and pollutant extraction algorithms are considered during the image processing process. Further, the Tenengrad function is selected to evaluate the sharpness during the autofocus process, and a coarse-precision peak search strategy is proposed to improve the focusing accuracy. Based on the distortion model, the distortion correction algorithm calculates the distortion model coefficients in accordance with the projective transformation properties of the calibration plate corner points and implements image distortion correction. The root mean square error of the correction result is 3.3092 pixel. In the contaminant extraction algorithm, the top-hat transform is employed to eliminate the image background, and the Laplacian weighted adaptive binarization algorithm is used to extract contaminants from the background-removed image. The algorithm is effective for the image with small-sized pollutants in case of uneven illumination. The error in the amount of detected contaminants is 7%. The detection accuracy of the proposed method is better than those of the global threshold algorithm and the mean operator weighted adaptive binarization algorithm. Furthermore, the detection algorithm can provide technical support to evaluate the clean state of the reflector.

**Key words** image systems; dark field imaging; autofocusing; distortion correction; contaminant extraction

**OCIS codes** 110.2970; 150.1135; 260.5950; 040.3780; 150.1488

收稿日期: 2019-09-02; 修回日期: 2019-11-22; 录用日期: 2019-12-12

基金项目: 国家自然科学基金(51775147, 51705105)、科学挑战计划(TZ2016006-0503-01)、哈尔滨工业大学机器人技术与系统国家重点实验室自主课题(SKLR201718A, SKLR201803B)、中国科协“青年人才托举工程”(2018QNRC001)

\* E-mail: chenmj@hit.edu.cn; \*\* E-mail: cheng.826@hit.edu.cn

# 1 引 言

大口径反射镜是高功率固体激光装置中的一个重要光学元件,具有改变激光束方向的作用。在使用过程中,颗粒污染物会被吸附在反射镜表面,这不仅会造成激光束质量下降,而且会缩短反射镜使用寿命<sup>[1-2]</sup>。因此,需要采取一定的方法获得反射镜表面的洁净状态,以便指导污染物的去除和对去除效果的评估。光学元件表面颗粒污染物检测方法主要有机械收集式检测法<sup>[3-4]</sup>、声光信号传感式检测法<sup>[5-6]</sup>以及机器视觉暗场检测法<sup>[7-9]</sup>三类。相比于前两种方法,机器视觉暗场检测法可实现实时检测并可获得污染物位置、尺寸信息。因此,目前国内外学者主要采用该方法进行光学元件表面污染物检测。

Shi 等<sup>[7]</sup>基于暗场检测方式检测光学基板表面的抛光粉颗粒污染物,采用基于最大类间方差的二值化算法提取污染物,并用八连通区域生长的方式求取面积等信息;楚红雨等<sup>[8]</sup>基于暗场检测原理设计出光学元件表面洁净度检测仪,采用边缘提取的方式得到污染物区域,采用关联向量机算法对污染物进行分类。Ding 等<sup>[9]</sup>设计出一种便携的污染物暗场检测系统,通过外部电机与机械结构实现了自动聚焦功能。目前,国内外对大口径反射镜的暗场检测主要存在以下问题:1)由于反射镜表面污染物尺寸小、数量少,自动聚焦算法受图像背景影响严重;2)已有的研究未综合考虑镜头制造误差与成像系统安装误差引起的成像畸变;3)在千万级像素图像中,污染物成像范围为 1~50 pixel,且图像背景复杂,污染物提取算法易造成漏检与误检。

针对以上问题,本文主要研究适用于反射镜表面成像特点的污染物暗场检测算法,包括图像采集过程中的自动聚焦算法和图像处理过程中的畸变校正、污染物提取算法。

## 2 暗场检测算法原理

本研究利用暗场光学显微成像实现表面污染物颗粒的检测,检测原理如图 1 所示。检测对象是通光域口径为 537 mm×380 mm 的反射镜。由于光学元件口径较大,采用高亮线阵光源双侧扫掠式照明,以保证整个检测区域获得良好的照明条件。为实现暗场成像条件,线阵光源以低角度照射光学元件表面,当反射镜表面存在污染物时入射光 A 的散射光为  $A_1$ ,若不存在污染物则其反射光为  $A_2$ 。因只有散射光  $A_1$  能够进入成像系统,故形成暗背景下

高亮度的污染物目标。通过对图像采集系统获得的暗场图像进行处理即可获得反射镜表面的污染物信息。具体的工作流程如下:1)使用自动聚焦算法将镜头聚焦到待检测反射镜表面;2)采集反射镜表面的清晰图像;3)对采集到的图像进行畸变校正;4)通过图像处理获取图像中颗粒污染物信息;5)对颗粒污染物的位置、尺寸及数量进行统计。本节将对图像采集与处理过程中涉及的自动聚焦、畸变校正以及污染物提取算法进行研究。

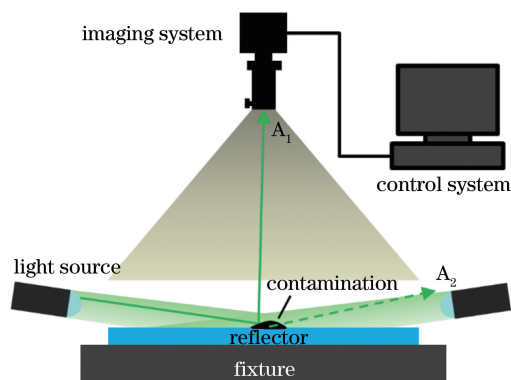


图 1 暗场检测原理图

Fig. 1 Dark field detection schematic diagram

### 2.1 自动聚焦算法原理

相机的自动聚焦是利用图像信息作为反馈,控制镜头上的聚焦马达的运动,使物体成像在焦平面上以获得清晰的图像,其具体流程如图 2 所示。自动聚焦的关键是清晰度评价函数的选择以及峰值搜索算法的设计。评价函数用来定量表达图像的清晰程度,理想的评价函数达到最大值时所对应的聚焦马达位置应为最佳的聚焦位置,峰值搜索算法用于控制聚焦马达运动,搜索清晰度评价函数的峰值。对几种常用图像清晰度评价函数进行测试,在聚焦马达运动到不同位置时,清晰度评价函数曲线如图 3 所示。在空域上,越清晰的图像细节信息越丰富,边缘越清晰,评

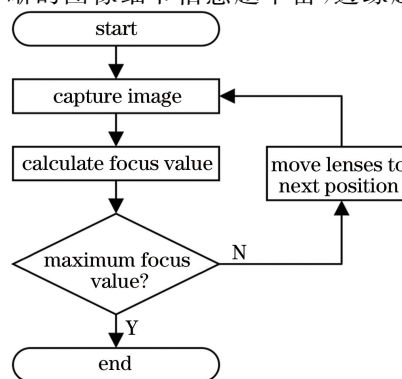


图 2 自动聚焦流程

Fig. 2 Auto-focus process

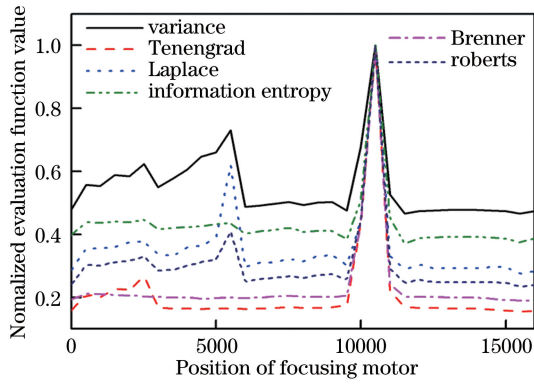


图 3 清晰度评价函数曲线  
Fig. 3 Sharpness evaluation function curve

表 1 清晰度评价函数性能指标

Table 1 Sharpness evaluation function performance indicators

Evaluation function	Variance	Tenengrad	Laplace	Brenner	Information entropy	Roberts
Sharpness ratio	2.0851	6.2775	3.4771	5.1653	2.5119	4.1152
Steepness/ $10^{-4}$	5.2755	8.2845	7.0455	7.9685	6.2315	7.4850
Fluctuation	0.0710	0.0268	0.0652	0.0054	0.0203	0.0387

仍优于其他函数。综合考虑,本文选取 Tenengrad 函数为图像清晰度评价函数,其表达式为

$$\begin{cases} F = \sum_x \sum_y [S_x(x, y)^2 + S_y(x, y)^2] \\ S_x(x, y) = f(x, y) \otimes T_x \\ S_y(x, y) = f(x, y) \otimes T_y \end{cases}, \quad (1)$$

式中:  $f(x, y)$  为二维图像;  $T_x, T_y$  为 Sobel 算子,且

$$T_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}, T_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}. \quad (2)$$

为提高搜索算法的效率和准确度,防止搜索陷入局部极值点,本研究提出粗-精结合的峰值搜索算法。粗调过程采用全局搜索法<sup>[11]</sup>提高搜索抗噪能力,搜索步长选择大步长以提高搜索效率。精调是以粗调结果为起点进行搜索,由于粗调结果在峰值附近,清晰度评价函数满足单峰性的要求,因此精调过程采用爬山法<sup>[12]</sup>来保证搜索效率与搜索精度。然而,对于表面洁净度较高且通光域口径(537 mm × 380 mm)较大的反射镜,其表面颗粒污染物密度较小且分布随机,若选择整幅图片作为聚焦窗口,则背景信息会对聚焦过程产生较大影响,若选择局部图片作为聚焦窗口,则可能包含的污染物颗粒较少,不能得到正确的聚焦结果。因此提出一种基于多聚焦窗口的精调方法,将整幅图像均分为  $N \times N$  个聚焦窗口,在利用爬山法进行精调的过程中,分别计算

价函数的值越大。

清晰度评价函数性能可由性能评价指标定量描述,本文采用清晰度比值<sup>[10]</sup>、陡峭度<sup>[10]</sup>、平坦区波动量<sup>[10]</sup>作为清晰度评价函数的评价指标。曲线清晰度比值与陡峭度越大,则评价函数对图像清晰度变化越敏感,判断离焦图像的能力越强。平坦区波动量越小,则评价函数抵抗噪声的能力越强。图 3 中的 6 种清晰度评价函数性能指标值见表 1。

由表 1 的清晰度评价函数性能指标值可知, Tenengrad 函数具有最好的清晰度比率与陡峭度,虽然平坦区有轻微波动,抗噪能力不及 Brenner,但

$N \times N$  个聚焦窗口的清晰度评价函数值  $f_1(x_i), f_2(x_i), \dots, f_k(x_i), \dots, f_{N \times N}(x_i)$ ,若其中半数以上的聚焦窗口满足  $f_k(x_i) > f_k(x_{i-1})$ ,则聚焦马达继续沿当前方向运动,否则,聚焦马达改变运动方向。自动聚焦算法具体流程如下:

1) 粗调

(1) 聚焦马达从初始位置  $x_0 = 0$  开始,以步长  $S_{size} = 1000$  采集图像并计算压缩后图像的 Tenengrad 函数值,直到到达聚焦马达终点位置为 16383;

(2) 寻找 Tenengrad 函数值峰值,记录峰值对应的聚焦马达位置  $x_{max0}$ 。

2) 精调

(1) 聚焦马达运动到  $x_0 = x_{max0}$ ,采集图像并将其分为  $4 \times 4$  的子图像,分别计算 Tenengrad 函数值:  $f_1(x_0), f_2(x_0), \dots, f_k(x_0), \dots, f_{16}(x_0)$ ,并设置初始步长为  $S_{size} = 100$ ;

(2) 聚焦马达运动到  $x_1 = x_0 + S_{size}$ ,采集图像并分别计算 16 个子图像的 Tenengrad 函数值:  $f_1(x_1), f_2(x_1), \dots, f_k(x_1), \dots, f_{16}(x_1)$ ,若  $f_k(x_1) > f_k(x_0)$  的子窗口个数大于 8,步长保持不变,否则,  $S_{size} = -S_{size} \times 0.7$ ;

(3) 令  $x_0 = x_1, f_k(x_0) = f_k(x_1)$ ,并重复精调过程中的步骤(2),直到步长变化小于 1 时停止搜索,当前位置即为评价函数峰值位置。

## 2.2 污染物图像处理算法原理

污染物图像处理过程是利用图像处理算法将污染物准确地从图像中提取出来,包括图像的畸变校正、背景去除以及二值化算法。为获得污染物在反射镜表面准确的位置、尺寸信息,理想情况下,采集图像时相机光轴应与反射镜垂直且不能失真。但由于采集过程中存在镜头制造误差以及成像系统安装误差,物体成像后在图像中的坐标与理想成像坐标存在偏差,需要对图像畸变进行校正。在反射镜的实际工作环境中:反射镜后表面以及周围环境的反射光较强,所以要求背景去除算法能够消除背景光与反射光的影响;反射镜表面的污染物尺寸较小,成

像范围为 1~50 pixel,所以要求二值化算法应对小尺寸污染物具有分辨能力。

### 2.2.1 图像畸变校正

图像畸变校正主要是对镜头制造误差以及成像系统安装误差引起的畸变进行校正,使校正后的坐标逼近理想坐标。

镜头制造误差引起的畸变为非线性畸变,包括径向畸变、离心畸变与薄棱镜畸变<sup>[13]</sup>。一阶、二阶径向畸变与切向畸变在畸变模型中起主导作用<sup>[14]</sup>,高阶径向与切向畸变可忽略不计,薄棱镜畸变较小,也可忽略。故畸变模型可简化为

$$\begin{cases} u_p = u_d - \delta_u \\ v_p = v_d - \delta_v \\ \delta_u = \Delta u_d \cdot (k_1 \cdot r_d^2 + k_2 \cdot r_d^4) + p_1(3\Delta u_d^2 + \Delta v_d^2) + 2p_2 \cdot \Delta u_d \cdot \Delta v_d \\ \delta_v = \Delta v_d \cdot (k_1 \cdot r_d^2 + k_2 \cdot r_d^4) + 2p_1 \cdot \Delta u_d \cdot \Delta v_d + p_2 \cdot (\Delta u_d^2 + 3\Delta v_d^2), \\ \Delta u_d = u_d - u_0 \\ \Delta v_d = v_d - v_0 \\ r^2 = \Delta u_d^2 + \Delta v_d^2 \end{cases} \quad (3)$$

式中:\$(u\_0, v\_0)\$为畸变中心;\$(u\_d, v\_d)\$为畸变图像坐标;\$(u\_p, v\_p)\$为非畸变图像坐标;\$k\_1, k\_2\$为径向畸变系数;\$p\_1, p\_2\$为切向畸变系数。

通过建立约束方程求解出径向与切向畸变系数以及畸变中心,即可对镜头畸变进行校正。本文基于透视投影过程中图像的交比不变性<sup>[14]</sup>以及共线特性<sup>[15]</sup>求解畸变系数。在图 4 的标定板中,存在 4 点 \$A(x\_A, y\_A)\$、\$B(x\_B, y\_B)\$、\$C(x\_C, y\_C)\$、\$D(x\_D, y\_D)\$,交比定义为

$$R_C(A, B, C, D) = \frac{AC}{CB} \cdot \frac{AD}{DB} \quad (4)$$

在高精度标定板中,相邻两点距离相等,则存在约束方程:

$$R_C(A, B, C, D) = 3/4. \quad (5)$$

设 \$q\_{k,l}\$ 表示直线 \$l\$ 上的第 \$k\$ 个点, \$m \times n\$ 为棋盘格行列数,约束方程数为 \$m(n-3) + n(m-3)\$,基于交比不变性,可得代价函数

$$J_{CR} = \sum_{l=1}^n \sum_{k=1}^{m-3} [R_C(q_{l,k}, q_{l,k+1}, q_{l,k+2}, q_{l,k+3}) - 3/4]^2 + \sum_{l=1}^m \sum_{k=1}^{n-3} [R_C(q_{l,k}, q_{l,k+1}, q_{l,k+2}, q_{l,k+3}) - 3/4]^2. \quad (6)$$

由 \$A, B, C\$ 三点共线,可得约束方程

$$L_S(A, B, C) = (x_A - x_B)(y_A - y_C) - (x_A - x_C)(y_A - y_B) = 0. \quad (7)$$

约束方程个数为 \$m(n-2) + n(m-2)\$,基于共线特征的代价函数为

$$J_{SL} = \sum_{l=1}^n \sum_{k=1}^{m-2} [L_S(q_{l,k}, q_{l,k+1}, q_{l,k+2})]^2 + \sum_{l=1}^m \sum_{k=1}^{n-2} [L_S(q_{l,k}, q_{l,k+1}, q_{l,k+2})]^2. \quad (8)$$

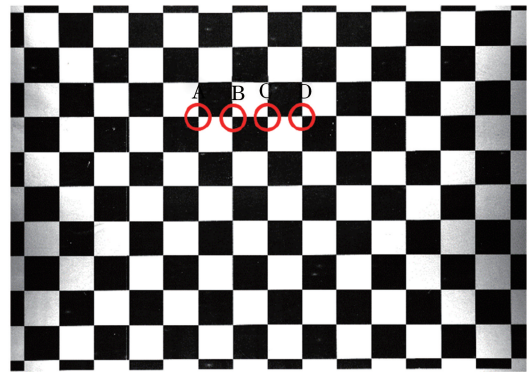


图 4 标定板

Fig. 4 Calibration board

基于图像交比不变性以及共线特性的总的代价函数可表示为



$$J = J_{CR} + J_{SL} \quad (9)$$

采用 LM(Levenberg-Marquardt) 优化算法使得总代价函数最小,即可求得标定板角点的理想成像坐标估计值,迭代初值选取标定板成像后的角点

坐标值。

将标定板角点理想成像坐标估计值与实际成像后的角点坐标值代入畸变模型,可得

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \Delta u_{i,d} \cdot r_{i,d}^2 & \Delta u_{i,d} \cdot r_{i,d}^4 & 3\Delta u_{i,d}^2 + \Delta v_{i,d}^2 & 2\Delta u_{i,d} \cdot \Delta v_{i,d} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ p_1 \\ p_2 \end{bmatrix} &= \delta_{u,i}, \\ \begin{bmatrix} \Delta v_{i,d} \cdot r_{i,d}^2 & \Delta v_{i,d} \cdot r_{i,d}^4 & 2\Delta u_{i,d} \cdot \Delta v_{i,d} & \Delta u_{i,d}^2 + 3\Delta v_{i,d}^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_1 \\ k_2 \\ p_1 \\ p_2 \end{bmatrix} &= \delta_{v,i}, \end{aligned} \quad (10)$$

式中:  $i=1,2,\dots,mn$ 。

将畸变中心  $(u_0, v_0)$  取为图像中心,可得径向与切向畸变系数  $k_1, k_2, p_1, p_2$  的最小二乘初始估计值,

将其作为  $k_1, k_2, p_1, p_2$  初值,将图像中心作为畸变中心  $(u_0, v_0)$  的初值,应用 LM 优化可得优化后的畸变中心坐标以及畸变系数。优化算法代价函数为

$$J = \sum_{i=1}^{mn} \{ [k_1 \cdot \Delta u_{i,d} \cdot r_{i,d}^2 + k_2 \cdot \Delta u_{i,d} \cdot r_{i,d}^4 + p_1 \cdot (3\Delta u_{i,d}^2 + \Delta v_{i,d}^2) + p_2 \cdot 2\Delta u_{i,d} \cdot \Delta v_{i,d} - \delta_{u,i}]^2 + [k_1 \cdot \Delta v_{i,d} \cdot r_{i,d}^2 + k_2 \cdot \Delta v_{i,d} \cdot r_{i,d}^4 + p_1 \cdot 2\Delta u_{i,d} \cdot \Delta v_{i,d} + p_2 \cdot (\Delta u_{i,d}^2 + 3\Delta v_{i,d}^2) - \delta_{v,i}]^2 \}. \quad (11)$$

在成像系统安装过程中,反射镜表面与相机光轴不一定严格垂直,使图像产生畸变,该畸变为线性畸变,本质上是图像之间的射影变换。畸变投影模型如图 5 所示。

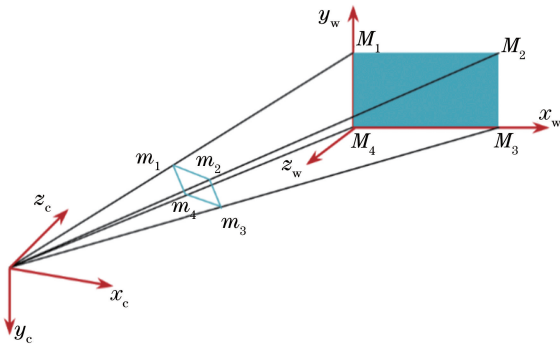


图 5 线性畸变投影模型

Fig. 5 Linear distorted projection model

假设反射镜表面存在齐次坐标表示的点  $M = [X \ Y \ 1]^T$ , 对应图像中点  $m = [u \ v \ 1]^T$ , 则有

$$\begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \lambda^{-1} \mathbf{A} [\mathbf{r}_1 \ \mathbf{r}_2 \ t] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (12)$$

式中:  $\lambda$  为比例因子;  $\mathbf{A}$  为相机内参数矩阵;  $[\mathbf{r}_1 \ \mathbf{r}_2 \ t]$  为外参数矩阵。

当反射镜表面与相机光轴严格垂直时,假设  $M$

投影到像平面上点为  $m' = [u' \ v' \ 1]^T$ , 则

$$\begin{bmatrix} u' \\ v' \\ 1 \end{bmatrix} = \lambda^{-1} \mathbf{A} [\mathbf{r}'_1 \ \mathbf{r}'_2 \ t] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (13)$$

式中:  $\mathbf{r}'_1 = [1 \ 0 \ 0]^T$ ,  $\mathbf{r}'_2 = [0 \ 1 \ 0]^T$ 。忽略比例因子, 则可得

$$\begin{bmatrix} u' \\ v' \\ 1 \end{bmatrix} = \mathbf{H} \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{H} = \mathbf{A} [\mathbf{r}'_1 \ \mathbf{r}'_2 \ t] [\mathbf{r}_1 \ \mathbf{r}_2 \ t]^{-1} \mathbf{A}^{-1}, \quad (14)$$

式中:  $\mathbf{H}$  为单应矩阵。

(14) 式等价于  $m' \times \mathbf{H}m = 0$ , 设  $\mathbf{H} = [h^1 \ h^2 \ h^3]^T$ , 则可得

$$\begin{bmatrix} \mathbf{0}^T & -m^T & v'm^T \\ m^T & \mathbf{0}^T & -u'm^T \\ -v'm^T & u'm^T & \mathbf{0}^T \end{bmatrix} \begin{bmatrix} h^1 \\ h^2 \\ h^3 \end{bmatrix} = 0. \quad (15)$$

每组观测点对应给出关于  $\mathbf{H}$  的 3 个方程, 但仅有 2 个方程相互独立, 故若给出 4 组对应点, 则可得到  $\mathbf{H}$  的一维解集, 即相差一个非零尺度因子意义下的精确解。由于每组点的坐标在观测时都会存在噪声, 即求解的精确解并不是真实的单应矩阵, 故可给出 4 组以上的点求解  $\mathbf{H}$  的近似解。

求解方法可采用 LM 优化,代价函数可采用对称转移误差,即

$$J = \sum_{i=1}^m [d(m', Hm) + d(m, H^{-1}m')], \quad (16)$$

式中: $d(x, y)$ 表示非齐次点  $x, y$  之间的欧式距离,初始值可由上述齐次方程组的最小二乘解确定。

线性畸变校正模型见图 6,假设校正前四边形边长为  $W_1, W_2, E_1, E_2$ ,校正后图像分辨率为  $W \times E$ ,且已知校正后图像长宽比  $r$ 。

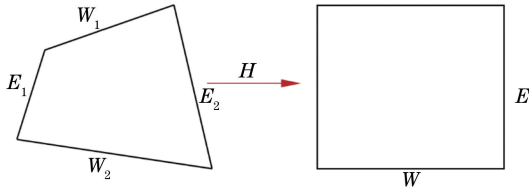


图 6 线性畸变校正模型

Fig. 6 Linear distortion correction model

为最大程度保存原图像信息,校正前图像中的一个像素应至少被映射到校正后图像的一个像素。校正后图像分辨率应满足如下条件<sup>[16]</sup>:

$$\begin{cases} E = \hat{E}, W = rE, & \hat{r} < r, \\ W = \hat{W}, E = W/r, & \hat{r} \geq r \end{cases}, \quad (17)$$

式中: $\hat{W} = \max(W_1, W_2)$ ;  $\hat{E} = \max(E_1, E_2)$ ;  $\hat{r} = \hat{W}/\hat{E}$ 。

### 2.2.2 图像背景去除技术

在进行二值化之前需要对图像进行预处理以消除背景信息的影响。采用灰度级形态学算法中的顶帽变换去除图像背景。顶帽变换是开操作与图像相减的组合,其表达式为

$$T_{\text{hat}}(f) = f - (f \circ b). \quad (18)$$

式中: $b$ 为执行开操作的矩形结构元; $\circ$ 为开操作。

选择  $20 \times 20$  的矩形结构元对图像进行开操作,可去除较小的污染物目标而只保留背景。原图像与开操作结果相减即可获得去除背景的图像。顶帽变换前后图像灰度分布如图 7 所示,从图中可以看到,顶帽变换后,背景信息被剔除,背景灰度接近于 0,而污染物目标得到了保留。

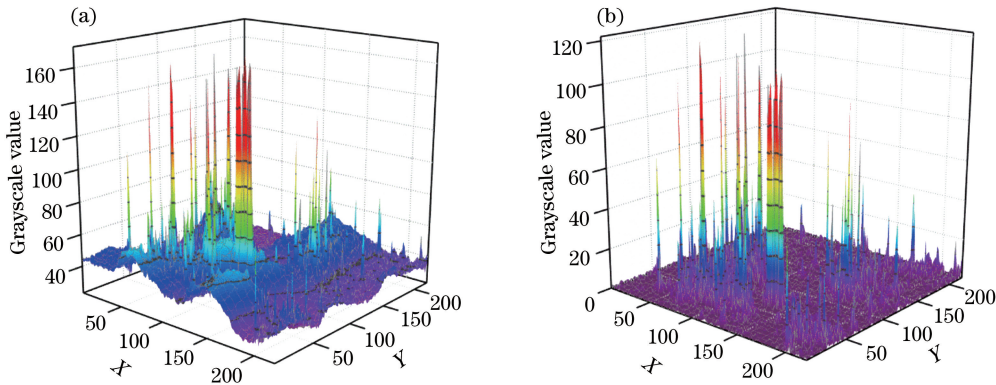


图 7 顶帽变换前后图像灰度分布对比。(a)原图灰度分布图;(b)顶帽变换结果灰度分布图

Fig. 7 Comparison before and after top hat transformation. (a) Grayscale map of original image;

(b) grayscale map of transformation results

### 2.2.3 二值化算法设计

反射镜表面污染物在千万级像素的灰度图像中的成像范围为  $1 \sim 50$  pixel,针对小尺寸物体的检测问题,本文提出拉普拉斯算子加权的自适应阈值计算方法,拉普拉斯算子为二阶微分算子,运用拉普拉斯算子对图像进行高通滤波,能够锐化图像,且二阶算子在响应图像细节方面强于一阶算子,因而该方法对于小尺寸物体有较好的响应。

二维图像  $f(x, y)$  的拉普拉斯算子加权自适应二值化算法步骤:

1) 计算权值  $\omega$ :

$$\omega \propto \nabla^2 f = f(x, y) \otimes L(x, y), \quad L = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}, \quad (19)$$

式中: $L$ 为拉普拉斯算子模板。

2) 计算自适应阈值  $T(x, y)$ :

$$T(x, y) = \sum_{i=x-m}^{x+m} \sum_{j=y-n}^{y+n} [\omega(i, j) \cdot f(i, j)] + \eta, \quad (20)$$

式中: $(2m+1) \times (2n+1)$ 为加权邻域尺寸; $\eta$ 为常量。

3) 计算二值化图像  $f_b(x, y)$ :

$$f_b(x, y) = \begin{cases} 255, & f_b(x, y) > T(x, y) \\ 0, & f_b(x, y) \leq T(x, y) \end{cases} \quad (21)$$

### 3 实验结果与分析

本文的算法验证实验在污染物暗场检测实验平台上进行,相机选用 Vieworks 公司 VC-71MC-M/C4, 镜头选用 Canon 公司 EF 24-70 mm f/2.8L II USM, 镜头搭载有环形 USM 超声波马达,用于实现镜头聚焦位置的调节。马达控制通过 Birger engineering 电动接圈实现,可实现在 0~16383 的步长范围内的聚焦位置调节。

#### 3.1 自动聚焦实验结果与分析

由 2.1 节分析可知,自动聚焦评价函数选择 Tenengrad 函数,峰值搜索算法选择本文提出的粗-精结合的搜索方法。自动聚焦曲线如图 8 所示。粗调过程步长为 1000,由图 8(a)可知,超声马达运动到位置 10000 时,清晰度评价函数到达粗调峰值。以粗调结果为起点进行精调,得到 16 个子窗口 Tenengrad 的函数曲线,由图 8(c)曲线可知,部分子区域 Tenengrad 函数变化不大,主要因为该区域污染物较少,函数陡峭度较小,大部分子区域的曲线趋势与峰值基本一致。

图 8(b)为精调过程超声马达运动位置依次变化的曲线。超声马达初始步长取为 100,当半数以上的子区评价函数值减小时,马达反方向运动,并将步长减小为原来的 70%,在“爬山”的过程中,马达的运动步长越来越小,搜索精度越来越高,当步长小于 1 时,搜索精度高于马达最高运动精度,故停止搜索,认为此时成像平面位于焦平面。

在验证实验中,为便于对污染物的观察和测量,

制备了标定板并将其放置在反射镜表面,在标定板上预置了不同尺寸的二氧化硅颗粒作为污染物。相机聚焦前后采集的反射镜表面图像如图 9 所示。图 9(a)是聚焦前反射镜表面部分区域的图像,该区域污染物边缘模糊;图 9(b)为聚焦后的图像,通过对比可以发现聚焦后目标边缘更加清晰且能够检出尺寸更小的污染物,因而本文设计的自动聚焦方法能够实现自动聚焦的要求且有较好的聚焦效果。

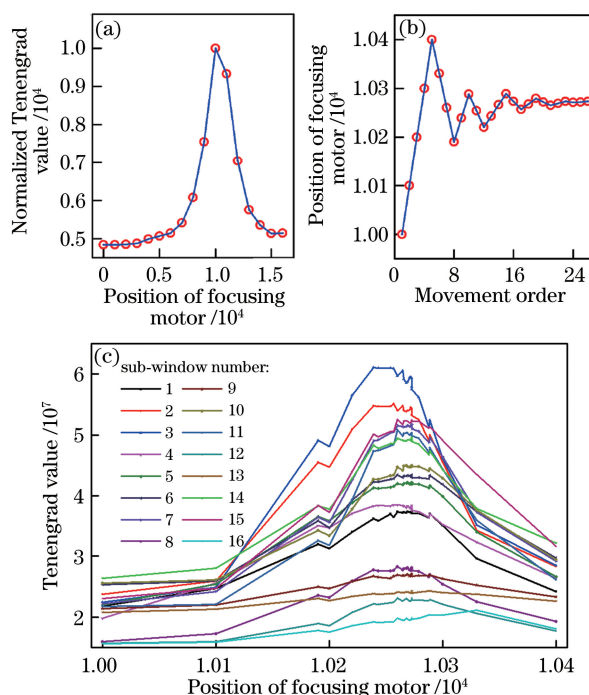


图 8 自动聚焦曲线。(a)粗调过程 Tenengrad 函数曲线; (b)精调过程超声马达位置曲线; (c)精调过程子窗 Tenengrad 函数曲线

Fig. 8 Autofocus curve. (a) Tenengrad function curve of coarse adjustment; (b) focusing motor position curve of accurate adjustment; (c) sub-window Tenengrad function curve of accurate adjustment

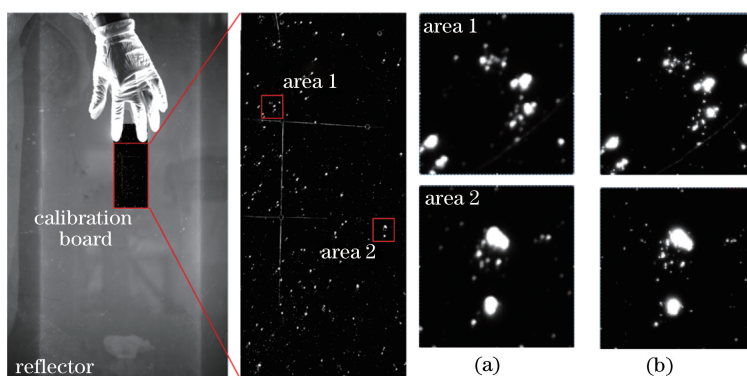


图 9 自动聚焦前后图像对比。(a)自动聚焦前图像;(b)自动聚焦后图像

Fig. 9 Image contrast before and after autofocusing. (a) Image before autofocusing; (b) image after autofocusing

### 3.2 畸变校正实验结果与分析

畸变校正首先基于标定板角点的交比不变性和共线特性校正镜头制造误差引起的图像畸变,然后根据射影变换校正成像系统安装位置误差引起的线性畸变。

基于本文提出的畸变校正方法获得的畸变系数为: $p_1=7.58 \times 10^{-10}$ ,  $p_2=1.49 \times 10^{-9}$ ,  $k_1=1.48 \times 10^{-10}$ ,  $k_2=-7.24 \times 10^{-18}$ , 畸变中心  $(u_0, v_0) = (5000, 3584)$ , 单应矩阵为

$$H = \begin{bmatrix} 1.00341 & -2.40250 \times 10^{-3} & -361.405 \\ 5.11485 \times 10^{-3} & 0.99958 & -231.406 \\ -2.5875 \times 10^{-8} & -6.2417 \times 10^{-8} & 1 \end{bmatrix}。$$

标定结果方均根误差表示为

$$e = \sqrt{\frac{1}{m \times n} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n [(u'_{ij} - \bar{u}_{ij})^2 + (v'_{ij} - \bar{v}_{ij})^2]}, \quad (22)$$

式中: $(u'_{ij}, v'_{ij})$ 为理想的标定板角点坐标; $(\bar{u}_{ij}, \bar{v}_{ij})$ 为校正后的角点坐标。基于上述校正结果求得方均根误差  $e=3.3092$  pixel。

### 3.3 污染物提取实验结果与分析

污染物提取实验中,采用不同的二值化算法对顶帽变化后的图像进行提取,为便于观察,对区域1和区域2的二值化结果取反色显示,对比结果如图10所示。算法包括全局阈值算法(Otsu算法<sup>[17]</sup>、最大熵算法<sup>[18]</sup>)和自适应二值化算法<sup>[19]</sup>(均值算子加权自适应二值化算法、拉普拉斯算子加权自适应二值化算法)。图11为超景深显微镜检测到的区域1和区域2的显微图像,与二值化图像对比可知,对于区域1,拉普拉斯加权自适应二值化算法能够检测出所有污染物,而其他算法对于尺寸较小的污染物存在漏检;对于区域2,两种自适应二值化算法均能检测所有污染物,但拉普拉斯算法对污染物细节检测的效果更好。通过对不同区域的多次实验可知,当污染物尺寸较大时最大熵算法和自适应二值化算法均可实现污染物的提取,但对于尺寸小于40  $\mu\text{m}$ 的污染物[如图10(a)中尺寸为38.3  $\mu\text{m}$ 的缺陷①,和图10(b)中尺寸为37.2  $\mu\text{m}$ 的缺陷①],最大熵算法和均值算法均存在漏检或丢失细节现象,无法满足颗粒污染物分辨率不低于20  $\mu\text{m}$ 的要

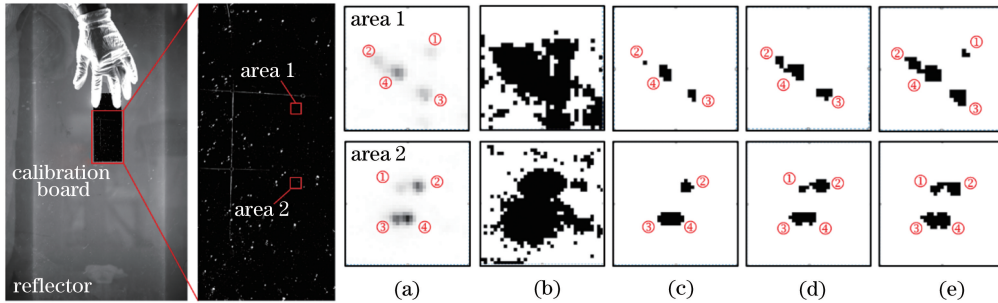


图10 二值化算法对比。(a)原图;(b)Otsu算法;(c)最大熵算法;(d)均值算子加权自适应二值化;(e)拉普拉斯算子加权自适应二值化

Fig. 10 Binarization algorithm comparison. (a) Original image; (b) Otsu algorithm; (c) maximum entropy model; (d) mean weighted adaptive binarization algorithm; (e) Laplacian weighted adaptive binarization algorithm

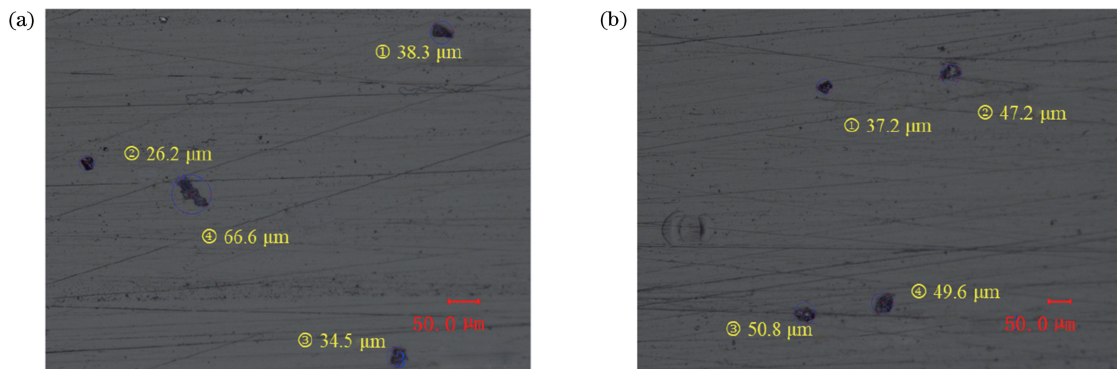


图11 超景深显微镜检测结果。(a)区域1显微图像;(b)区域2显微图像

Fig. 11 Results of ultra-depth microscope. (a) Microscopic image of area 1; (b) microscopic image of area 2



求,而拉普拉斯算法仍然有较好的提取能力。

利用超景深显微镜对标定板上污染物进行检测,统计得到几种算法的检测数量误差与运行时间,见表2。由表2对比结果可知:全局阈值算法运行速度最快,但对光照不均匀图像处理效果较差,容易造成误检及漏检,检测结果误差大。自适应二值化算法对于光照不均匀图像检测效果优于全局阈值算

法,其中:利用均值算子对图像进行低通滤波时,对于小尺寸物体响应的效果差,易造成漏检;拉普拉斯算子属于二阶微分算子,对图像进行高通滤波,且对物体细节的响应优于一阶微分算子,故对小尺寸物体响应较好,检测数量误差为7%;相比于均值算子加权自适应二值化算法,数量误差提高了27%,且运行时间明显缩短。

表2 污染物提取算法性能对比

Table 2 Performance comparison of pollutant extraction algorithms

Parameter	Otsu	Maximum entropy	Mean weighted adaptive threshold	Laplace weighted adaptive threshold
Running time /ms	226	223	2037	294
Number error /%	—	62	34	7

## 4 结 论

本文以 Tenengrad 函数作为清晰度评价函数,提出粗-精结合的峰值搜索算法,实现了图像采集过程中的自动对焦。建立了相机成像畸变模型,并求取畸变系数实现了畸变校正,校正结果的方均根误差为 3.3092 pixel。通过顶帽变换消除了背景信息的影响,提出了拉普拉斯加权自适应二值化算法,实验表明采用该算法可以克服光照不均匀的影响,且对小尺寸污染物具有较高的分辨能力,检测结果数量误差为 7%。本文提出的暗场检测算法实现了对反射镜表面清晰图像的采集以及对复杂背景下小尺寸污染物的精确提取。通过该算法可对反射镜表面洁净状态进行在线评估,为反射镜在高功率固体激光装置中的稳定运行提供保障。

## 参 考 文 献

- [1] Sun T F. Study on characteristics of laser transmission loss of particle contaminated optical mirror[D]. Yantai: Yantai University, 2014: 1-3.  
孙腾飞. 颗粒污染光学镜面激光传输损耗的特性研究[D]. 烟台: 烟台大学, 2014: 1-3.
- [2] Miao X X. Study on mechanism of surface damage induced by metal pollution in fused silica [D]. Mianyang: China Academy Of Engineering Physics, 2009: 2-6.  
苗心向. 金属污染诱导熔石英表面损伤机理研究[D]. 绵阳: 中国工程物理研究院, 2009: 2-6.
- [3] Stowers I F. Optical cleanliness specifications and cleanliness verification [J]. Proceedings of SPIE, 1999, 3782: 525-530.
- [4] Hogue P, Coopersmith J D. Development of an automated optical inspection system for determining percent area coverage for spacecraft contamination control[J]. Proceedings of SPIE, 2004, 5526: 156-163.
- [5] Bilmes G M, Lencina A. New method for real-time surface cleanliness measurement [J]. Proceedings of SPIE, 2005, 5856: 980-986.
- [6] Wei Z T. The evanescence character of optical microfiber and research on micropollutant detection [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2013: 62-64.  
卫正统. 微纳光纤倏逝场特性及微污染传感技术研究[D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2013: 62-64.
- [7] Shi X K, Hua M, Cheung E H M, et al. Automatic recognition and evaluation of micro-contaminant particles on ultra-smooth optical substrates using image analysis method [J]. Optics and Lasers in Engineering, 2004, 41(6): 901-917.
- [8] Chu H Y, Xie Z J, Shao Y H, et al. Development of surface-cleanliness inspection instrument for optical element based on machine vision [J]. Modern Scientific Instruments, 2010(3): 17-20.  
楚红雨, 谢志江, 邵延华, 等. 基于机器视觉的光学元件表面洁净度检测仪研制[J]. 现代科学仪器, 2010(3): 17-20.
- [9] Ding W D, Zhang Z T, Zhang D P, et al. An effective on-line surface particles inspection instrument for large aperture optical element [J]. International Journal of Automation and Computing, 2017, 14(4): 420-431.
- [10] 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.  
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.
- [11] Zhu Y Y. High definition auto focus and its

- application research in the network integrated camera [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017: 41-47.
- 朱彦宇. 高清自动聚焦及其在网络一体机上的应用研究[D]. 杭州: 浙江大学, 2017: 41-47.
- [12] He H, Zhou R Z, Hong Z L. Modified fast climbing search auto-focus algorithm with adaptive step size searching technique for digital camera [J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2003, 49(2): 257-262.
- [13] Hou Y, Zhang H Y, Zhao J Y, et al. Camera lens distortion evaluation and correction technique based on a colour CCD moiré method[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2018, 110: 211-219.
- [14] Ricolfe-Viala C, Sánchez-Salmerón A J. Robust metric calibration of non-linear camera lens distortion [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4): 1688-1699.
- [15] Zhou Z Q, Zhao P, Li B, et al. Nonmetric lens distortion calibration based on collinear vectors [J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(10): 1015001.
- 周子卿, 赵鹏, 李勃, 等. 基于共线向量的非量测镜头畸变校正[J]. 光学学报, 2014, 34(10): 1015001.
- [16] Zhang Z Y, He L W. Whiteboard scanning and image enhancement[J]. Digital Signal Processing, 2007, 17(2): 414-432.
- [17] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1): 62-66.
- [18] Li M. Image thresholding segmentation algorithm based on two dimensional histogram [D]. Xiangtan: Xiangtan University, 2014: 9-11.
- 李森. 基于二维直方图的图像阈值分割法研究[D]. 湘潭: 湘潭大学, 2014: 9-11.
- [19] Peunuan K, Woraratpanya K, Pasupa K. Modified adaptive thresholding using integral image[C]// 2016 13th International Joint Conference on Computer Science and Software Engineering (JCSSE), July 13-15, 2016. Khon Kaen, Thailand. New York: IEEE, 2016: 1-5.