DOI:10.3969/j.issn.1671-024x.2026.04.012

面向激光干涉离焦图像的粒子定位方法

孙金露[1,2],王晓阳[1,2],武宇航[1,2],郭志诚[1,2],杜星诺[2],石 嘉[1,2]
(1.天津工业大学 天津市光电检测技术与系统重点实验室,天津 300387;2.天津工业大学 电子与信息工程学院,天津 300387)

摘 要: 为了精确检测混合粒子场中的粒子位置,提出了面向激光干涉离焦图像的RFBCA-YOLO粒子定位方法,通过在YOLOv7网络中加入感受野(RFB)和坐标注意力(CA)模块实现任意粒子场内粒子的高精度定位。对比分析了腐蚀匹配、Hough变换和RFBCA-YOLO 3种方法对球形粒子场和混合粒子场粒子的定位结果。对仿真和实验干涉离焦图像中粒子中心点的定位结果表明:RFBCA-YOLO方法的定位精确度最高,漏检和错检的数量最少;通过交并比分析可知RFBCA-YOLO对仿真和实验图像的重叠率检测极限分别为42.87%和44.87%,表明通过RFBCA-YOLO可实现粒子的精准定位,为混合粒子场的测量提供研究基础。

关键词: 干涉离焦图像;粒子定位;RFBCA-YOLO;混合粒子场
中图分类号: TN247 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-024X(2026)04-0096-09

Particle localization method for laser interferometric defocus images

Sun Jinlu[1,2], Wang Xiaoyang[1,2], Wu Yuhang[1,2], Guo Zhicheng[1,2], Du Xingnuo[2], Shi Jia[1,2]
(1. Tianjin Key Laboratory of Optoelectronic Detection Technology and System, Tiangong University, Tianjin 300387, China; 2. School of Electronic and Information Engineering, Tiangong University, Tianjin 300387, China)

Abstract: In order to accurately detect the localization of particles in a mixed particle field, an RFBCA-YOLO particle localization method based on laser interferometric defocus images is proposed. By adding the receptive field block (RFB) and the coordinate attention (CA) modules into the YOLOv7 network, the high-accuracy localization of particles in arbitrary particle field is realized. The particles localization results of spherical particle fields and mixed particle fields obtained by three methods, namely corrosion matching, Hough transform and RFBCA-YOLO, are compared and analyzed. In the analysis of the simulated interferometric defocus images, the localization results of the particle center points shows that there is a similar accuracy between RFBCA-YOLO and corrosion matching method, with the lowest miss and false detections. The localization results of particle centers in simulated and experimental interferometric defocus images indicate that the RFBCA-YOLO method has the highest localization accuracy, with the lowest miss and false detections. Additionally, the intersection over union analysis indicates that the detection limits of RFBCA-YOLO are 42.87% and 44.87% for the simulated and experimental images, respectively. These findings indicate that the RFBCA-YOLO method realizes high-accuracy localization of particles, providing a foundational basis for the measurement of mixed particle fields.

Key words: interferometric defocus images; particle localization; RFBCA-YOLO; mixed particle fields

云是由大气中的水滴和冰晶颗粒混合物形成的可见聚集体,在调节大气辐射平衡和地表降水等方面发挥着重要作用[1]。干涉粒子成像(interferometric particle imaging,IPI)技术[2-5]已被用来测量细胞[6]、喷雾场[7]、燃料液滴[8]等,具有测量范围广和精度高的特点。位置获取是混合粒子场粒子形态检测的前提,对粒子信息提取具有重要意义[9-10]。近年来,随着定位技术不断发展,已经提出了例如腐蚀匹配(erosion match)[11]、Hough变

收稿日期: 2024-08-26
基金项目: 国家自然科学基金项目(42005066);天津市自然科学基金项目(22JCQNJC01380,23JCYBJC00300);天津市科技支撑重点研发计划项目(23YFZCSN00090)
通信作者: 孙金露(1988—),女,博士,讲师,主要研究方向为光电检测与成像技术。E-mail:sunjinlu@tiangong.edu.cn

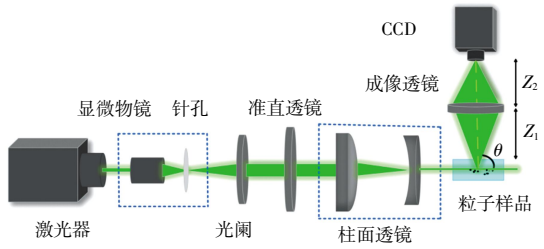
换[12]、数字同轴全息（digital in-line holography，DIH）[13]、小波匹配滤波（wavelet matched filtering，WMF）[14]和粒子中心点漂移（particle center drift，PCD）[15]等多种粒子定位方法。其中，腐蚀匹配和 Hough 变换方法最为常用。腐蚀匹配算法用于处理压缩的干涉离焦图像[16]，可实现较高浓度粒子场的粒子定位；改进的形态-Hough 变换[17]干涉定位方法，可通过减少噪声对位置检测的影响提高粒子定位的准确性。在前期研究[18]中，本课题组提出将 IPI 与深度学习相结合，实现粒子的位置和形态判别，并证明了通过融合感受野块（RFB）与坐标注意力（CA）的 YOLO 目标检测（RFBCA-YOLO）网络模型实现粒子中心点坐标定位的可行性。虽然腐蚀匹配、Hough 变换和 RFBCA-YOLO 这 3 种方法在粒子定位方面均有所应用，但缺少针对球形粒子场和混合粒子场中粒子定位精度、错检和漏检等方面的比较分析。

基于此，本文提出面向激光干涉离焦图像的 RFBCA-YOLO 粒子定位方法，并详细分析了腐蚀匹配、Hough 变换和 RFBCA-YOLO 这 3 种方法对球形粒子场和混合粒子场粒子的定位效果。通过预设坐标和光学传输矩阵[19-20]获取球形粒子和混合粒子的仿真干涉离焦图像；搭建 IPI 实验系统，获取不同尺寸的球形粒子和混合粒子的实验干涉离焦图像；以坐标误差和错检漏检为指标，对 3 种方法的定位结果进行比较，并研究 RFBCA-YOLO 方法的定位检测极限。

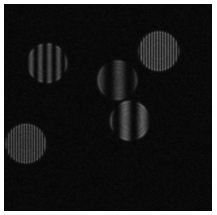
1　理论分析

1.1　IPI 系统及理论分析

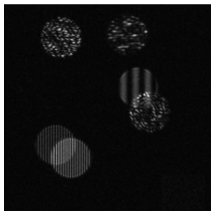
粒子的 IPI 原理及干涉离焦图像如图 1 所示。



（a）IPI 原理



（b）球形粒子干涉离焦图像



（c）混合粒子干涉离焦图像

图 1　IPI 原理及干涉离焦图像

Fig.1　IPI principle and interferometric defocus images

图 1（a）中，Z_1 和 Z_2 分别为物距和像距，θ 为散射角。激光束经过整形和扩束后被压缩为片状光，然后照射到粒子表面，粒子表面的散射光经成像透镜后在 CCD 像面发生干涉，形成离焦像。其中，球形粒子的离焦像为条纹图，非球形粒子的离焦像为散斑图。球形粒子和混合粒子的干涉离焦图像分别如图 1（b）和图 1（c）所示。通过处理 CCD 采集到的离焦图像即可得到粒子信息。

光学传输矩阵可以将复杂的光学系统简化为一系列矩阵运算，具体分为以下 3 个关键环节[21-22]：粒子散射光从粒子所在平面到成像透镜的传输；粒子散射光在成像透镜内的传输；粒子散射光从成像透镜到 CCD 所在接收面间的传输。在传输矩阵分析中，粒子散射场可以被简化为位于粒子全局形状上的 N_{gp} 个狄拉克出射点的集合，粒子的出射点电场公式为：

$$G_0(x,y,z)=\sum_{j=1}^{N_{\mathrm{gp}}}\alpha_j\delta(x-a_j,y-b_j,z-c_j)\exp(\mathrm{i}\varphi_j)\tag{1}$$

式中：δ 为狄拉克函数；N_{gp} 为出射点数量；a_j、b_j 和 c_j 分别为出射点 j 在 x、y 和 z 方向上的位置坐标；α_j 为出射点 j 发出的电场振幅；φ_j 为出射点 j 的相位；z 代表成像系统的光学纵轴。

忽略成像透镜孔径的作用，基于广义惠更斯-菲涅耳积分计算 CCD 传感器平面内的电场，得到 CCD 传感器平面的电场公式为：

$$\begin{aligned}G_2(x',y',l)=&\sum_{j=1}^{N_{\mathrm{gp}}}\sum_{k=1}^{N_{\mathrm{gp}}}\left\{\exp\left[\mathrm{i}\frac{2\pi}{\lambda}(n_{l_{1,j}}l_{1,j}+n_{l_2}l_2)\right]\cdot\right.\\&\exp\left(\mathrm{i}\frac{\pi}{\lambda}\right)\left(\frac{D_2^x x'^2}{B_2^x}+\frac{D_2^y y'^2}{B_2^y}\right)/\\&(\mathrm{i}\lambda)^2\sqrt{B_{1,j}^x B_{1,j}^y B_2^x B_2^y}\times\\&\left.\frac{P_k\pi}{\sqrt{\gamma_{x,j}(k)\gamma_{y,j}(k)}}\alpha_j\exp[\beta_j(k)]\exp[(\mathrm{i}\varphi_j)]\right\}\end{aligned}\tag{2}$$

式中：x 和 y 为 CCD 传感器平面内的横向坐标；$G_2(x',y',l)$ 为 CCD 平面上的电场复振幅；x'和 y'为 CCD 传感器平面内沿 x 轴和 y 轴方向的坐标；l 为粒子出射面至 CCD 传感器平面的距离；λ 为光波波长；$n_{l_{1,j}}l_{1,j}$ 为粒子的出射点 j 与孔径所在平面之间的距离；$n_{l_2}l_2$ 为孔径平面到 CCD 传感器所在平面之间的光程；$B_{1,j}^x$ 和 $B_{1,j}^y$ 为粒子出射点 j 至孔径平面传输过程中的光学传输矩阵系数；B_2^x、B_2^y、D_2^x 和 D_2^y 为孔径平面至 CCD 平面的传输矩阵系数；P_k 为第 k 个高斯展开项的权重系数；$\gamma_{x,j}(k)$ 和 $\gamma_{y,j}(k)$ 分别为 x 和 y 方向上的复二次项系数；$\beta_j(k)$ 为复指数项。

$$\beta_j(k)=\mathrm{i}\frac{\pi A_{1,j}^{x}a_j^{2}}{\lambda B_{1,j}^{x}}+\mathrm{i}\frac{\pi A_{1,j}^{y}b_j^{2}}{\lambda B_{1,j}^{y}}-\frac{\phi_{x',j}^{2}}{4\gamma_{x,j}(k)}-\frac{\phi_{y',j}^{2}}{4\gamma_{y,j}(k)} \tag{3}$$

$$\gamma_{x,j}(k)=\frac{Q_k}{R_0^{2}}-i\frac{\pi}{\lambda}\left(\frac{D_{1,j}^{x}}{B_{1,j}^{x}}+\frac{A_2^{x}}{B_2^{x}}\right) \tag{4}$$

$$\gamma_{y,j}(k)=\frac{Q_k}{R_0^{2}}-i\frac{\pi}{\lambda}\left(\frac{D_{1,j}^{y}}{B_{1,j}^{y}}+\frac{A_2^{y}}{B_2^{y}}\right) \tag{5}$$

$$\phi_{x',j}=\frac{2\pi}{\lambda}\left(\frac{a_j}{B_{1,j}^{x}}+\frac{x'}{B_2^{x}}\right) \tag{6}$$

$$\phi_{y',j}=\frac{2\pi}{\lambda}\left(\frac{a_j}{B_{1,j}^{y}}+\frac{y'}{B_2^{y}}\right) \tag{7}$$

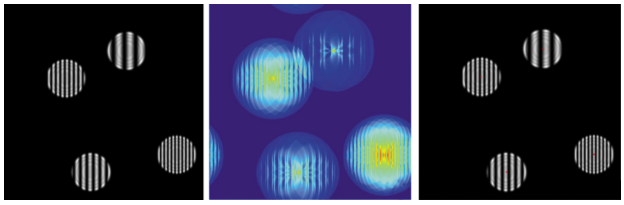
式中：$A_{1,j}$、$B_{1,j}$、$C_{1,j}$、$D_{1,j}$ 表示出射点 j 从粒子表面到孔径平面传输过程中的矩阵系数，根据光学传输矩阵理论即可得到不同情况下粒子的干涉离焦图像。

1.2　腐蚀匹配

腐蚀匹配是一种基于腐蚀和相关运算的高精度定位方法，适用于球形粒子干涉离焦像的定位。检测过程中，首先使用半径为 1 像素的圆盘对粒子的干涉离焦图像 $I(x,y)$和掩膜图像 $P(x,y)$进行腐蚀处理，然后通过从原始图像中减去腐蚀图像提取边缘信息，得到的 2 幅边缘图像分别表示为 $I'(x,y)$和 $P'(x,y)$。最后对这 2 幅图像 $I'(x,y)$和 $P'(x,y)$进行二维互相关运算，如式(8)所示：

$$I'(x,y)\otimes P'(x,y)=\iint I'^{*}(x',y')P'(x'+x,y'+y)\mathrm{d}x'\mathrm{d}y' \tag{8}$$

式中：⊗为相关运算，互相关函数峰值即为粒子中心位置。图 2 所示为腐蚀匹配方法处理流程，图 2(a)、图 2(b)和图 2(c)分别为原始球形粒子仿真干涉离焦图像、相关匹配结果和腐蚀匹配方法中心点定位结果。



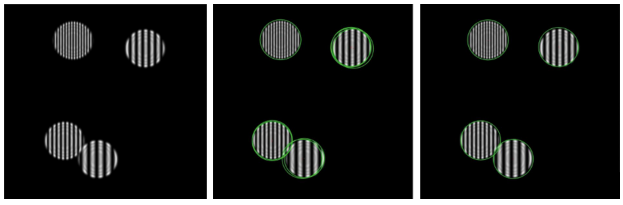
(a) 仿真干涉离焦图像　(b) 相关匹配结果　(c) 定位结果

图 2　腐蚀匹配方法处理流程

Fig.2　Processing flow of erosion match method

1.3　Hough 变换

Hough 变换可通过将图像空间的形状检测转换为参数空间的峰值检测，实现直线、圆和椭圆等特定形状的特征提取。在粒子定位过程中，首先使用边缘检测算子从图像中提取边缘信息；其次建立累加器，为可能的中心点和半径设置一个初始值为 0 的三维累加器数组，累加器的维度对应于图像中可能的中心点位置和半径的范围；之后进行投票，通过遍历所有可能的半径和中心点位置，更新累加器中对应的值；最后寻找局部最大值，在累加器中寻找数值超过某个阈值的元素，这些元素对应的中心点位置和半径即为检测到的圆。对于在同一目标下重叠的圆，将它们的累积值进行排序，并保留累积值最高的圆形；对于剩余的候选圆，计算中心点之间的距离和半径来估计它们与已选择圆之间的重叠度；之后抑制重叠圆，移除那些与已选择圆重叠度高于阈值的候选圆；最后进行迭代，重复上述选择和抑制过程，直到所有候选圆都被处理。Hough 变换方法的处理流程如图 3 所示，球形粒子仿真干涉离焦图像如图 3(a)所示，经过高斯滤波器平滑图像后进行 Hough 圆检测，检测结果如图 3(b)所示，去除多余检测后的定位结果如图 3(c)所示。



(a) 仿真干涉离焦图像　(b) Hough 圆检测结果　(c) 去除多余检测后的定位结果

图 3　Hough 变换方法处理流程

Fig.3　Processing flow of Hough transform method

1.4　RFBCA–YOLO

近年来，深度学习在分类和检测任务中表现出了准确性和实时性[23-24]。YOLO(you only look once)[25]是一种典型的单阶段深度学习物体检测方法，能够同时检测物体的位置和类别，并且已被应用于光学镜片表面和内部缺陷的检测[26-27]、阴影检测[28]、车辆检测[29]和人体检测[30]。本文基于 YOLOv7 提出将 RFBCA–YOLO应用到粒子定位，其网络结构如图 4 所示。为了增加对边界框位置的关注度，在特征提取模块(efficient long-range attention network2，ELAN2)之后增加了坐标注意力(coordinate attention，CA)模块，分别位于网络第 75、88 和 101 层后方。此外，骨干模块中改进特征金字塔模块被感受野模块(receptive field block，RFB)取代，增加感受野的同时减少了网络的参数量。通过仿真和 IPI 系统共获得了 4 200 张仿真图像和3 955 张实验图像，并按 7∶1∶2 的比例分为训练集、验证集和测试集。所有图像大小都被调整为 640 × 640 像素，并包含

3 个 RGB 颜色通道，输出中的 C 表示目标类别数量，并且使用了数据增强，优化器采用随机梯度下降优化器；初始学习率设置为 0.1 并且随着前向计算和反向传播时间（epoch）的增加单调递减；学习率动量设置为 0.933，权重衰减系数设置为 0.000 5，训练集的样本数（batch–size）设置为 4，训练轮数设置为 200 轮，在验证集上调整超参数，最后获取最优权重；干涉离焦图像经过网络由方框标出。

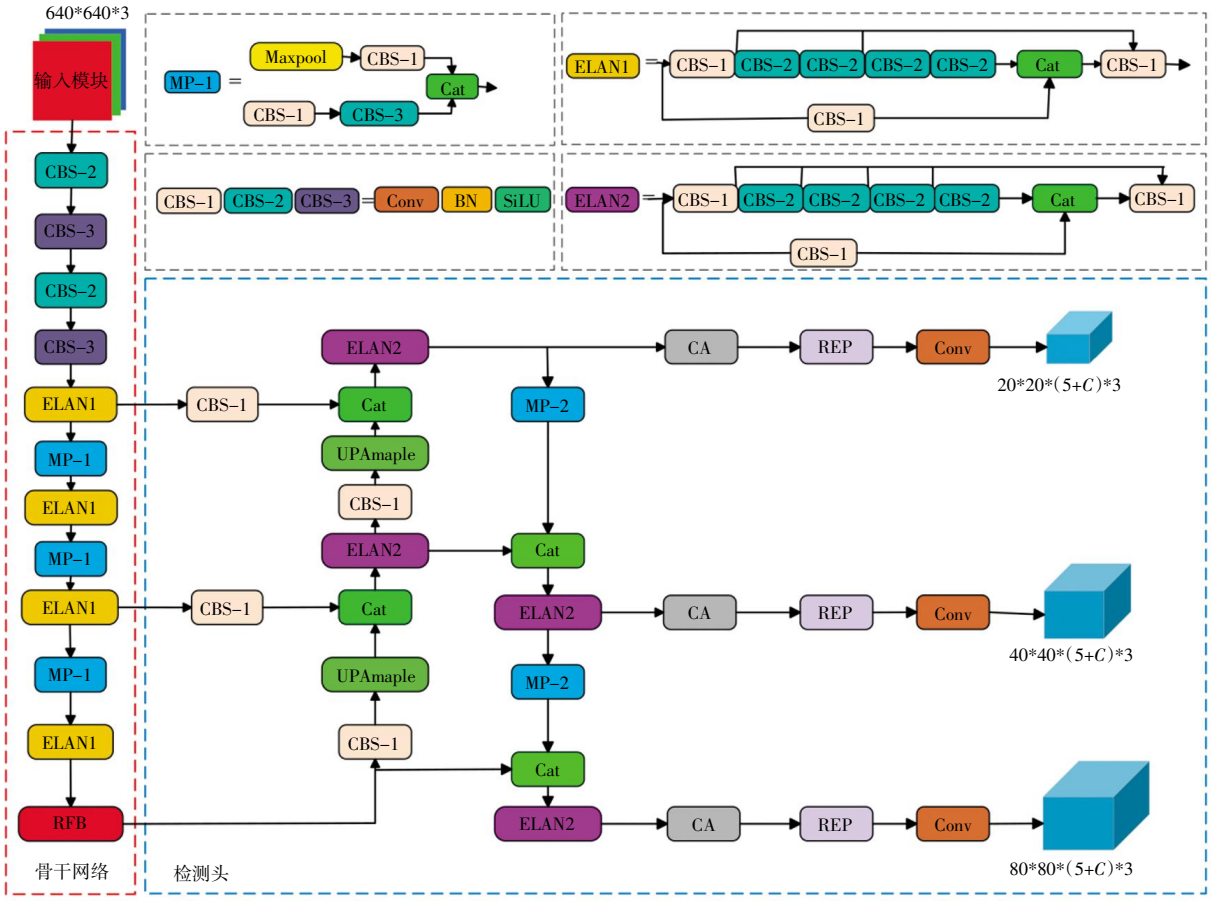


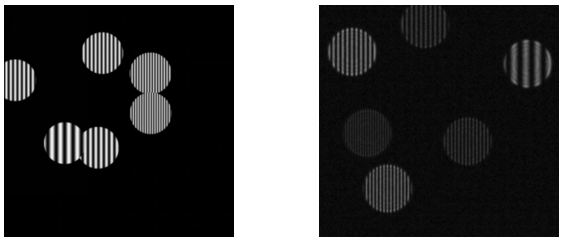
图 4　RFBCA–YOLO 网络结构

Fig.4　Network structure of RFBCA–YOLO

2　仿真图像的定位分析

2.1　球形粒子场粒子定位

粒子仿真图像可通过预设坐标和光学传输矩阵 2 种方法得到。预设坐标法通过预设的中心点坐标来评估中心点坐标定位精度，但这种方法只适用于球形粒子。光学传输矩阵仿真通过粒子表面的出射点分布得到 CCD 面的干涉离焦图像分布，可实现球形粒子和混合粒子的仿真，并且衍射效应的存在使其更接近真实实验效果，但如式（2）所示，无法得到干涉条纹圆的具体坐标。球形粒子仿真干涉离焦图像如图 5 所示。图 5（a）和图 5（b）分别为通过预设坐标和光学传输矩阵得到的仿真图像。



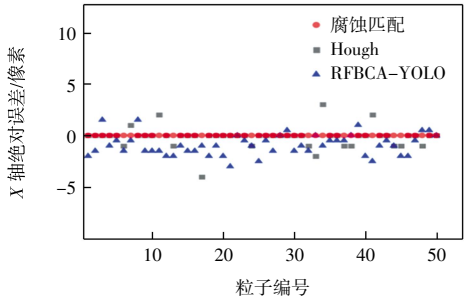
（a）预设坐标　　（b）光学传输矩阵

图 5　球形粒子仿真干涉离焦图像

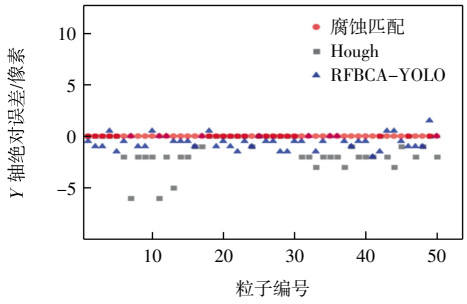
Fig.5　Simulated interferometric defocus images of spherical particles

对预设坐标仿真获得的 50 个干涉条纹圆的中心点进行定位，3 种方法在 X 轴和 Y 轴上的绝对误差结果如图 6 所示。其中横纵坐标分别代表粒子序号和测量误差。由图 6 可以看出，腐蚀匹配方法的定位精度

最高，在 X 轴和 Y 轴上的平均绝对误差均为 0 像素；Hough 变换方法在 X 轴方向上的平均绝对误差为 0.44 像素，在 Y 轴方向上的平均绝对误差为 1.36 像素；RFBCA-YOLO 方法在 X 轴方向上的平均绝对误差为 1.16 像素，在 Y 轴方向上的平均绝对误差为 0.70 像素。因此，本文在粒子干涉离焦图像中心点坐标未知的情况下（光学矩阵仿真和 IPI 系统实验），以腐蚀匹配方法为标准进行坐标匹配，测试其他 2 种方法的定位精度。



（a）X 轴的绝对误差



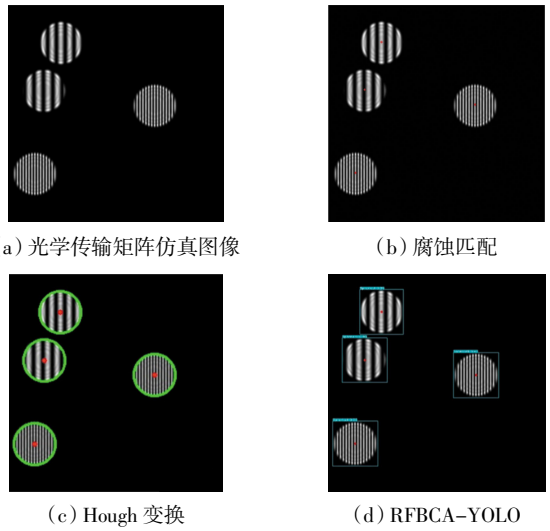
（b）Y 轴的绝对误差

图 6　球形粒子预设坐标仿真干涉离焦图像定位结果

Fig.6　Localization results from simulated interferometric defocus images of spherical particles with preset coordinates

其于光学传输矩阵理论获得粒径在 15~120 μm 的仿真干涉条纹图，采用腐蚀匹配、Hough 变换、RFBCA-YOLO 这 3 种方法的定位结果如图 7 所示。

使用 3 种定位方法测试 32 个光学传输矩阵得到的干涉条纹圆，结果如图 8 所示。其中：横坐标为粒子编号；纵坐标为与腐蚀匹配方法比较的坐标误差。由图 8 可以看出，与腐蚀匹配方法相比，Hough 变换在 X 轴上的平均绝对误差为 3.5 像素，在 Y 轴上的平均绝对误差为 9.6 像素；RFBCA-YOLO 方法在 X 轴上的平均绝对误差为 2.4 像素，在 Y 轴上的平均绝对误差为 0.7 像素。定位结果表明，与 Hough 变换方法相比，RFBCA-YOLO 方法的平均绝对误差更小，更接近腐蚀匹配方法。

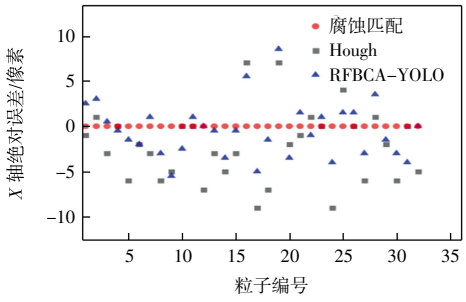


（a）光学传输矩阵仿真图像　（b）腐蚀匹配

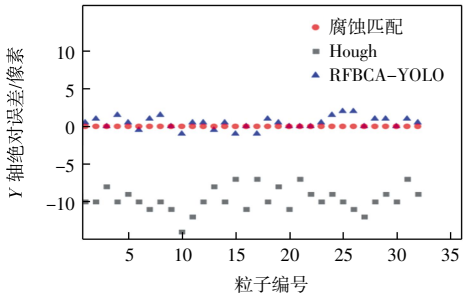
（c）Hough 变换　（d）RFBCA-YOLO

图 7　基于光学传输矩阵的球形粒子仿真干涉离焦图像定位结果

Fig.7　Localization results of simulated interferometric defocus images of spherical particles based on optical transmission matrix



（a）X 轴的绝对误差



（b）Y 轴的绝对误差

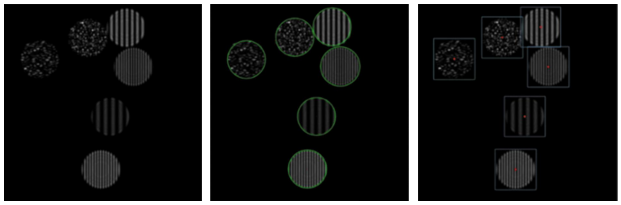
图 8　球形粒子光学传输矩阵仿真干涉离焦图像定位结果

Fig.8　Localization results from simulated interferometric defocus images of spherical particles with optical transmission matrix

2.2　混合粒子场粒子定位

混合粒子场的干涉离焦图像中包含了条纹图和散斑图，腐蚀匹配方法对该类图像的测量精确性和鲁棒性较差，且参数调整十分困难，因此，在混合粒子场粒子中心点定位中仅分析 Hough 变换和 RFBCA-YOLO 2 种定位方法，并且引入错检、漏检 2 种指标，定量分析它们的定位性能。漏检是指某处存在粒子的

干涉离焦像，但是并未检出；错检是指该处不存在粒子的干涉离焦像，但是检出多余的粒子坐标。通过光学传输矩阵理论获取混合粒子的仿真干涉离焦图像，中心点定位结果如图 9 所示。



（a）仿真图像　（b）Hough 变换定位　（c）RFBCA–YOLO 定位

图 9　混合粒子仿真干涉离焦图像定位结果

Fig.9　Localization results from simulated interferometric defocus images of mixed particles

对得到的 75 个粒子仿真干涉离焦图像进行中心点定位，混合粒子仿真干涉离焦像定位的漏检和错检情况如图 10 所示，黑色方框和蓝色三角形代表 2 种方法都成功定位的坐标，黄色三角形和带叉棕色三角形分别代表 Hough 变换方法的漏检和错检。由图 10 可以看出，使用 RFBCA–YOLO 方法时的漏检和错检次数为 0，而使用 Hough 变换方法的漏检和错检次数分别为 10 和 1，显示了 RFBCA–YOLO 方法在混合粒子场粒子定位方面的优越性和准确性。

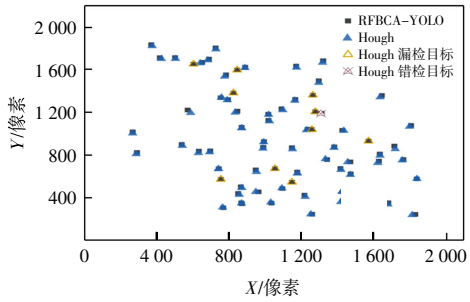


图 10　混合粒子仿真干涉离焦图像定位的漏检和错检情况

Fig.10　Missed and false detections for localization of mixed particles using simulated interferometric defocus images

3　实验图像的定位分析

3.1　球形粒子场粒子定位实验

实验 IPI 系统结构如图 11 所示。图 11 中：激光器发射 532 nm 偏振光；通过 10 倍显微物镜和 10 μm 针孔组成的空间滤波器进行扩束和滤波；然后通过准直器（f = 200 mm）将光线准直；之后使用 1∶9 分束器将光束分成 2 束，其中一束用于校准镜头和 CCD，另一束通过平凸柱面透镜（f = 200 mm）和平凹柱面透镜（f = –9.7 mm）将光束压缩为片状激光束并照射粒子；粒子表面的散射光经过成像镜头（f = 50 mm）最终在 CCD 上成像。CCD 分辨率为 2 448 × 2 048 像素，像素大小为 3.45 μm。系统散射角为 90°，物距为 190 mm，像距为 80.21 mm，放大倍率为 0.42。实验过程中，将大小为 10、30、45、60、90、120 μm 的透明聚苯乙烯颗粒放入样品池中，可获得球形粒子实验样本，使用镊子将尺寸为 100~200 μm 的沙砾分散到载玻片上，然后使用喷射器将球形粒子喷射到载玻片上，由此产生混合粒子场实验样本，通过 IPI 实验系统得到实验干涉离焦图像。

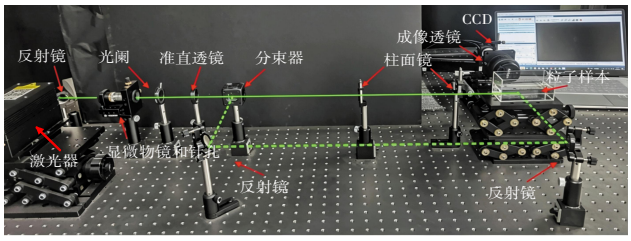


图 11　实验 IPI 系统

Fig.11　Experimental setup of IPI

球形粒子实验干涉离焦图像定位结果如图 12 所示。

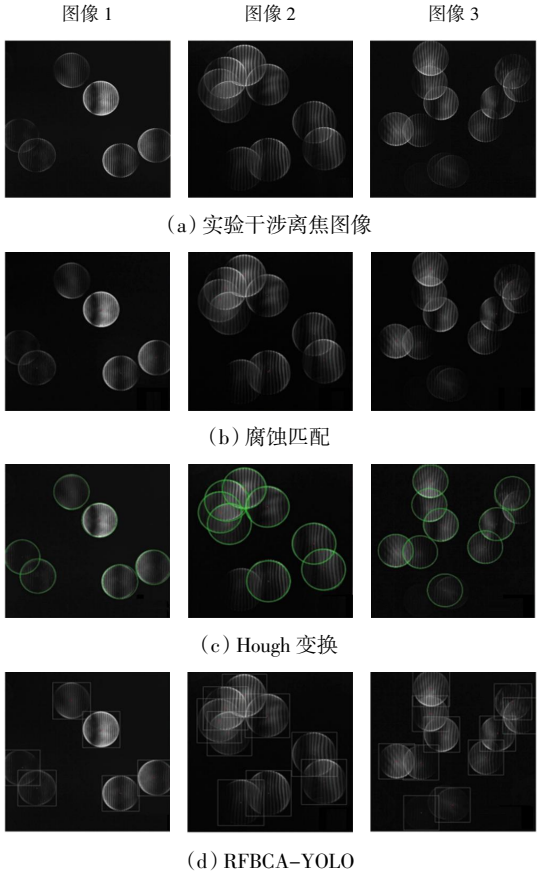


图 12　球形粒子实验干涉离焦图像定位结果

Fig.12　Localization results from experimental interferometric defocus images of spherical particles

由图 12 可以看出：采用腐蚀匹配方法进行定位时，图像 1 的漏检数量为 1，图像 2 的漏检数量为 2、错检数量为 1，图像 3 漏检数量为 3；采用 Hough 变换方法进行定位时，图像 1 未发生漏检，图像 2 漏检数量为 1，图像 3 的漏检数量为 3；采用 RFBCA-YOLO 进行定位，图像 1 和图像 2 未发生漏检，图像 3 漏检数量为 1。

对 86 个实验干涉条纹圆进行定位，并以腐蚀匹配方法为准进行坐标匹配，结果显示，Hough 变换方法在 X 轴上的平均绝对误差为 4.4 像素，在 Y 轴上的平均绝对误差为 2.2 像素；使用 RFBCA-YOLO 方法在 X 轴的平均绝对误差为 2.4 像素，Y 轴 1.9 像素。这表明 RFBCA-YOLO 方法在位置精度方面取得了最好的结果，最接近腐蚀匹配方法。

3 种方法的漏检错检情况如图 13 所示，3 种方法的定位结果如表 1 所示。由图 13 和表 1 可见：RFBCA-YOLO 在干涉条纹圆重叠情况下的漏检和错检较少，表现最好；而腐蚀匹配方法和 Hough 变换方法在干涉条纹圆重叠情况下的漏检和错检更为严重。

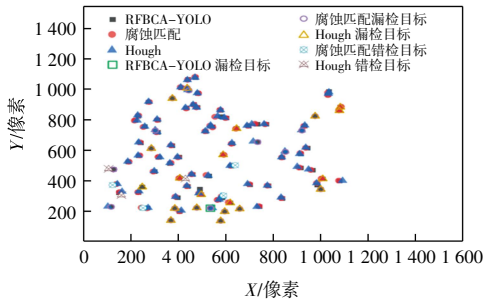


图 13　球形粒子实验干涉离焦图像定位的漏检错检情况

Fig.13　Missed and false detections for spherical particle localization using experimental interferometric defocus images

表 1　3 种方法的定位结果

Tab.1　Localization results of the three methods

定位方法	漏检	错检	成功定位
腐蚀匹配	19	4	67
Hough 变换	20	3	65
RFBCA-YOLO	1	0	85

3.2　混合粒子场粒子定位

对混合粒子的干涉离焦实验图进行中心点定位，其定位结果如图 14 所示，图 14(a)显示了使用 Hough 变换方法的检测结果，图 14(b)显示了使用 RFBCA-YOLO 方法的检测结果，所有定位图均在原始实验图基础上叠加标注生成。对更多混合粒子干涉离焦图像进行测试和坐标匹配，90 个粒子的漏检和错检结果如图 15 所示。可以看出：Hough 变换方法的漏检数量为 17，错检数量为 2；RFBCA-YOLO 的漏检数量为 1，错检数量为 0。由此表明，Hough 变换方法相对于 RFBCA-YOLO 方法表现较差，这是因为在实际实验过程中受到噪声干扰、粒子重叠以及干涉图案完整性等因素的影响。

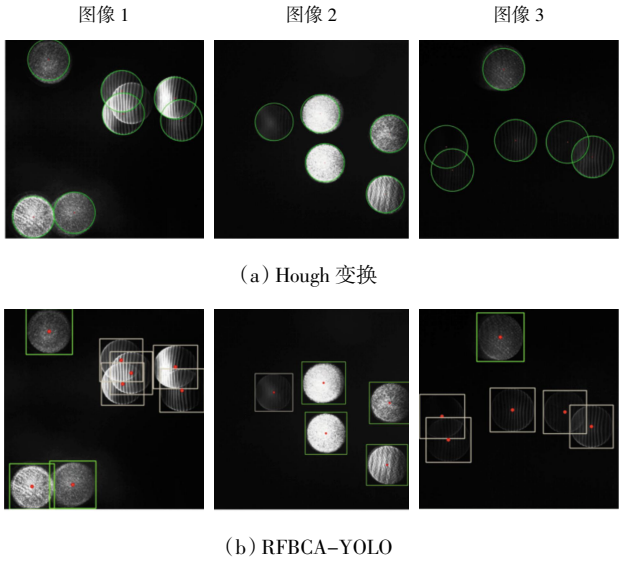


图 14　混合粒子实验干涉离焦图像定位结果

Fig.14　Localization results from experimental interferometric defocus images of mixed particles

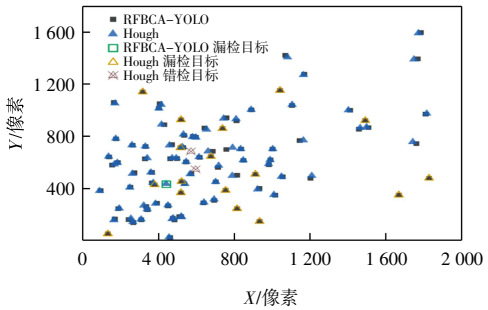


图 15　混合粒子实验干涉离焦图像定位的漏检错检情况

Fig.15　Miss and false detections for mixed particle localization using experimental interferometric defocus images

综上所述，腐蚀匹配方法和 Hough 变换方法在混合粒子场粒子定位时均需要手动调参，无法自适应获取粒子干涉离焦图像位置，且依赖于傅里叶变换、自相关以及 Hough 变换等技术，计算十分耗时，并且定位时的漏检和错检情况严重；RFBCA-YOLO 方法具有自适应粒子干涉图案尺寸进行定位的能力，无需手动调参，鲁棒性好，可以实现粒子干涉离焦图像位置的实时检测，并且 RFBCA-YOLO 在干涉离焦像定位时的漏检和错检最少，表现最优。

4　RFBCA–YOLO 方法的检测极限

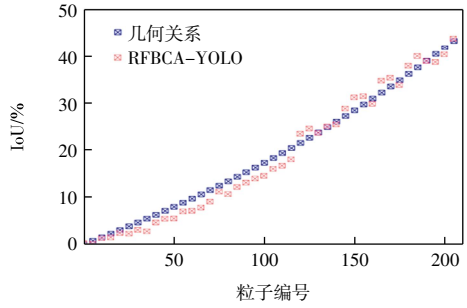
干涉图的重叠是影响位置检测的一个重要因素，为了定量分析干涉离焦图像的重叠情况，本文采用了 IoU 这一指标，其原理如图 16 所示。IoU 被定义为 2 个目标边界框面积之间的交并比。



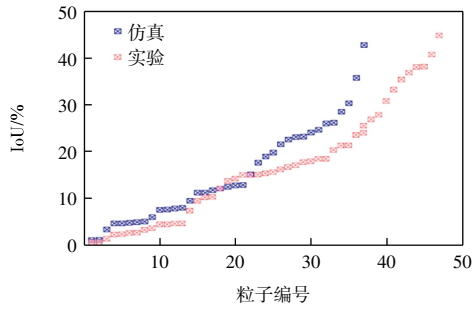
图 16　IoU 原理

Fig.16　IoU principle

为了研究重叠情况下的中心点定位极限，将 2 个预设坐标且半径为 169 像素的仿真干涉条纹圆从完全没有重叠的状态移动到重叠状态，每次移动 5 像素，通过预设的中心坐标和半径计算边界框的位置，可以得到 2 个圆的 IoU。图 17 所示为 RFBCA–YOLO 的探测极限 IoU。



（a）预设坐标与 RFBCA–YOLO 探测结果对比



（b）RFBCA–YOLO 在仿真和实验中的探测结果

图 17　RFBCA–YOLO 的探测极限 IoU

Fig.17　Detection limit IoU of RFBCA–YOLO

将 RFBCA–YOLO 方法获得的 IoU 与预设坐标的仿真结果进行比较，如图 17(a)所示。其中蓝框和红框分别代表根据预设坐标的几何关系和使用 RFBCA–YOLO 检测得到的 IoU。结果表明，RFBCA–YOLO 可以检测到极限 IoU 为 39%，并且 RFBCA–YOLO 与预设坐标方法之间的最大绝对误差不超过 2.9%。在传输矩阵仿真中，可以根据 RFBCA–YOLO 方法定位得到的坐标和干涉条纹圆半径计算出重叠率，干涉条纹圆的半径可以由式(9)得到：

$$D = D_0 \cdot \left| 1 - Z_2\left(\frac{1}{f} - \frac{1}{Z_1}\right) \right| \tag{9}$$

式中：D_0 为孔径。由图 17(b)可见，RFBCA–YOLO 对传输矩阵仿真干涉离焦图像的检测极限重叠率为 42.87%。在实验图像中，IoU 可以通过边界框的信息获得，得到 RFBCA–YOLO 的检测极限 IoU 为 44.87%。

5　结　论

本文基于激光干涉离焦图像提出了 RFBCA–YOLO 粒子定位方法，该方法通过在 YOLOv7 网络中加入 RFB 和 CA 模块，捕获方向性和位置敏感信息，增加感受野减少网络的参数量，实现粒子的高精度定位。对比分析了腐蚀匹配、Hough 变换和 RFBCA–YOLO 这 3 种方法对球形粒子场和混合粒子场粒子的定位结果。根据预设坐标和光学传输矩阵获取仿真干涉离焦图像，搭建 IPI 系统获取实验干涉离焦图像，创建了球形粒子场和球形与沙粒混合粒子场的干涉离焦图像数据集。实验结果表明：

（1）以腐蚀匹配方法为标准，Hough 变换和 RFBCA–YOLO 方法在 X 轴上的平均绝对误差分别为 4.4 和 2.4 像素，在 Y 轴上的平均绝对误差分别为 2.2 和 1.9 像素。

（2）与腐蚀匹配和 Hough 变换相比，RFBCA–YOLO 方法在球形粒子和混合粒子场中漏检数均为1，错检数均为 0，漏检和错检次数最少。

（3）通过交并比分析得到了 RFBCA–YOLO 对混合粒子场的粒子检测极限重叠率为 44.87%，可实现高浓度粒子场的粒子测量。

参考文献：

[1] Cao Y H, Wu Z L, Su Y, et al. Aircraft flight characteristics in icing conditions[J]. Progress in Aerospace Sciences, 2015, 74: 62–80.

[2] Sun J L, Zhang H X, Li J, et al. Hybrid spherical particle field measurement based on interference technology[J]. Measurement Science and Technology, 2017, 28(3): 035204.

[3] Lu Q N, Li Z X, Fu C S, et al. Simultaneous retrieval of particle size and refractive index by extended interferometric particle imaging technique[J]. Optics Express, 2020, 28(2): 2192.

[4] 吕且妮, 葛宝臻, 陈益亮, 等. 激光干涉粒子成像测量干涉图处理算法研究[J]. 光学学报, 2011, 31(4): 308003.
Lü Qieni, Ge Baozhen, Chen Yiliang, et al. An algorithm for interferometric image processin g of interferometric particle

imaging[J]. Acta Optica Sinica, 2011, 31(4): 308003(in Chinese).

[5] Fu Y S, Zhang H X, Hou J H, et al. Uncertainty elimination in 2D shape reconstruction of irregular particles in interferometric particle imaging[J]. Measurement, 2024, 231: 114571.

[6] Park J S, Lee I B, Hong S C, et al. Label-free interference imaging of intracellular trafficking[J]. Accounts of Chemical Research, 2024, 57(11): 1565-1576.

[7] Song T H, Lu Q N, Liu H, et al. Characterization of nasal spray aerosol fields using the extended interferometric particle imaging technique[J]. Measurement, 2024, 233: 114733.

[8] Rostami A, Mohammadnejad S, Li R, et al. Astigmatic interferometric particle imaging of reacting jet A-1 sprays: Joint droplet and cluster characteristics[J]. Proceedings of the Combustion Institute, 2024, 40(1/2/3/4): 105600.

[9] Lu Q N, Yu X X, Ge B Z, et al. Simultaneous location and size measurement of particles using extended glare-point imaging technique[J]. Optics Express, 2018, 26(2): 1038.

[10] Abad A, Fahy A, Frodello Q, et al. Particle shape recognition with interferometric particle imaging using a convolutional neural network in polar coordinates[J]. Photonics, 2023, 10(7): 779.

[11] Lü Q N, Jin W H, Lü T, et al. High-accuracy particle sizing by interferometric particle imaging[J]. Optics Communications, 2014, 312: 312-318.

[12] 吕且妮, 高岩, 葛宝臻, 等. 基于霍夫变换的数字全息粒子尺寸测量[J]. 中国激光, 2009, 36(4): 940-944.
Lü Qieni, Gao Yan, Ge Baozhen, et al. Digital holographic particle sizing with Hough transform[J]. Chinese Journal of Lasers, 2009, 36(4): 940-944(in Chinese).

[13] Wu Y C, Zhao X X, Zhang H Y, et al. Discrimination and measurement of droplet and ice crystal by combining digital inline holography with interferometric particle imaging with single color camera[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 5015208.

[14] Lü Q N, Wang X, Lü T, et al. Linear interferometric image processing for analysis of a particle in a volume[J]. Journal of Optics, 2014, 16(4): 045703.

[15] Zhang Z W, Zhang C J, Li M Y, et al. Target positioning based on particle centroid drift in large-scale WSNs[J]. IEEE Access, 2020, 8: 127709-127719.

[16] Lu Q N, Yu X X, Xu J. Detection of particle position from a linear interferometric out-of-focus image[J]. Optics & Laser Technology, 2019, 115: 81-89.

[17] Ma Y R, Cui J W, Tan J B. Interferometric laser imaging for droplet-size measurement in spray[J]. Applied Optics, 2022, 61(18): 5496-5506.

[18] Sun J L, Wu Y H, Qiu Y, et al. Position and morphology detection of mixed particles based on IPI and YOLOv7 [J]. Optics Communications, 2024, 554: 130158.

[19] Lambert A J, Fraser D. Linear systems approach to simulation of optical diffraction[J]. Applied Optics, 1998, 37(34): 7933-7939.

[20] Shen H H, Coëtmellec S, Gréhan G, et al. Interferometric laser imaging for droplet sizing revisited: Elaboration of transfer matrix models for the description of complete systems[J]. Applied Optics, 2012, 51(22): 5357-5368.

[21] Hennelly B M, Sheridan J T. Generalizing, optimizing, and inventing numerical algorithms for the fractional Fourier, Fresnel, and linear canonical transforms[J]. Journal of the Optical Society of America A, 2005, 22(5): 917-927.

[22] Brunel M, Shen H H, Coëtmellec S, et al. Determination of the size of irregular particles using interferometric out-of-focus imaging[J]. International Journal of Optics, 2014, 2014: 143904.

[23] Xiao H X, Zhang F, He Q S, et al. Classification of ice crystal habits observed from airborne cloud particle imager by deep transfer learning[J]. Earth and Space Science, 2019, 6(10): 1877-1886.

[24] Huang H Y, You Z J, Cai H Y, et al. Fast detection method for prostate cancer cells based on an integrated ResNet50 and YOLOv5 framework[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2022, 226: 107184.

[25] Dos Reis D H, Welfer D, De Souza Leite Cuadros M A, et al. Mobile robot navigation using an object recognition software with RGBD images and the YOLO algorithm[J]. Applied Artificial Intelligence, 2019, 33(14): 1290-1305.

[26] Yang W N, Chen M Y, Wu H, et al. Deep learning-based weak micro-defect detection on an optical lens surface with micro vision[J]. Optics Express, 2023, 31(4):5593-5608.

[27] Tang H Y, Liang S. A visual defect detection for optics lens based on the YOLOv5-C3CA-SPPF network model[J]. Optics Express, 2023, 31(2): 2628-2643.

[28] Kaushal M. Rapid-YOLO: A novel YOLO based architecture for shadow detection[J]. Optik, 2022, 260: 169084.

[29] 郑玉珩, 黄德启. 改进 MobileViT 与 YOLOv4 的轻量化车辆检测网络[J]. 电子测量技术, 2023(2): 175-183.
Zheng Yuheng, Huang Deqi. Lightweight vehicle detection network based on MobileViT and YOLOv4[J]. Electronic Measurement Technology, 2023(2): 175-183(in Chinese).

[30] Zhou X, Yi J P, Xie G K, et al. Human detection algorithm based on improved YOLOv4[J]. Information Technology and Control, 2022, 51(3): 485-498.

本文引文格式:

孙金露, 王晓阳, 武宇航, 等. 面向激光干涉离焦图像的粒子定位方法[J]. 天津工业大学学报, 2026, 45(4): 96-104.
Sun Jinlu, Wang Xiaoyang, Wu Yuhang, et al. Particle localization method for laser interferometric defocus images[J]. Journal of Tiangong University, 2026, 45(4): 96-104(in Chinese).

(责任编辑:程晓英)