

基于深度学习的微纳光纤自动制备系统*

刘鸿江 刘逸飞 谷付星†

(上海理工大学光电信息与计算机工程学院, 上海 200093)

(2024 年 1 月 25 日收到; 2024 年 3 月 4 日收到修改稿)

在微纳光纤拉锥制备过程中, 对直径的大范围、高精度和动态实时性测量是实现低损耗传输和色散调控的关键. 针对现有传统制备方法直径调控范围小、操作复杂及耗时长等问题, 本文基于深度学习神经网络算法实现了微纳光纤自动检测系统. 利用计算机视觉中的图像分割方法, 通过制作高质量多尺度微纳光纤数据集, 使用基于小目标检测改进的 YOLOv8-FD 算法对微纳光纤直径进行自动检测. 在数据集中获得了平均均值精度高达 $mAP^{IoU=50} = 0.975$ 和 $mAP^{IoU=50-95} = 0.765$ 的性能参数. 实验结果表明, 该系统可实现微纳光纤直径 462 nm—125 μm 范围, 误差 2.95% 以内的测量和自动化制备, 并随着光纤直径增长, 误差逐渐缩小, 且该系统光学成像单个像素分辨率为 65.97 nm, 平均检测时间为 9.6 ms. 本文工作适用于对微纳光纤的高精度实时测量和自动精确制备, 为低损耗传输和色散可调的微纳光纤器件发展提供新的思路.

关键词: 微纳光纤, 直径测量, 深度学习, 图像分割**PACS:** 42.81.-i, 07.05.Mh, 95.75.Mn**DOI:** 10.7498/aps.73.20240171

1 引言

近年来微纳光纤在光学近场耦合、传感检测、光力操控、光纤激光及非线性光学等领域获得广泛关注及应用^[1-5]. 微纳光纤直径对其性能及器件功能影响非常大, 如典型的微纳光纤表面倏逝波比例大小. 利用较大比例倏逝场可以探测周围环境中的多种物理场, 也可以实现在光纤表面及周围对微纳物体的操控^[6-8]. 另外, 微纳光纤直径也与其波导色散非常相关, 可以用于光纤激光器色散调控、超连续光谱产生及光学倍频、参量四波混频等非线性光学研究或应用^[5,9-12]. 最近通过光活化技术还发现, 微纳光纤表面的悬挂键密度与其直径紧密相关^[13,14].

随着微纳光纤器件的快速发展, 如低损耗传输

和色散可调等, 对微纳光纤的制备技术提出更高要求, 而其中制备的关键在于对微纳光纤直径的大范围、高精度和动态实时性的测量及控制^[15,16]. 目前, 有诸多方法实现对微纳光纤直径的测量, 主要研究方向为基于微纳光纤中高阶模式截止的光纤直径反馈控制和基于光学显微成像的光纤直径测量^[17-23]. 在基于微纳光纤中高阶模式截止方向, 代表性的工作如 Yu 等^[19]利用 LP₀₂ 模式截止时模间干涉特征突变的位置进行微纳光纤直径检测, 所制备的光纤腰椎直径固定, 约为 1.78 μm , 误差在 2% 左右. Xu 等^[20]通过测量两个高阶模截止突变点之间的时间间隔, 确定拉伸控制程序的停止时间, 从而制备 800—1300 nm 直径范围内的微纳光纤. Kang 等^[21]利用宽带传输光以及光纤光谱仪探测任意波长通过光纤时透射强度的突降, 在 360—680 nm 直径范围内通过 TE₀₁ 模式截止点控制光纤拉伸.

* 国家自然科学基金 (批准号: 62122054, 62075131) 和上海市教委“曙光计划” (批准号: 22SG44) 资助的课题.

† 通信作者. E-mail: gufuxing@usst.edu.cn

另一方面,在基于光学显微成像方向,Azzoune等^[22]通过光学显微镜扫描微纳光纤上下平面所得到的衍射图案与相对应直径的理论模拟图案匹配,实现对微纳光纤的50 nm分辨率的非接触测量,但逐行提取衍射图像耗时较长.李华等^[23]通过利用机器视觉的边缘检测,将系统微纳光纤直径测量精度提升至纳米级,并实现了3.51%内的误差自动化测量,运行时间为2.671 s,检测时间略长,不容易满足实时检测及制备要求.

如今深度学习算法研究的不断深入,与深度学习相结合的研究方法在各领域引领了创新性的研究方向,尤其是在计算机视觉领域取得了令人瞩目且成熟的进展^[24,25].例如,在目标检测中通过深度卷积神经网络实现对图像中目标类别和位置的检测^[26];在图像分割中通过编码器-解码器框架和注意力机制实现对图像中每个像素的类别预测^[27];在控制微纳机器人中通过深度学习模型实现控制移动、清洁衬底、路径规划等任务^[28];在众多深度学习模型中,YOLO是一系列具有高准确性、高精度、低延迟的多任务计算机视觉模型^[26],其中YOLOv8 (You Only Look Once Version 8-Fiber Detection)以更出色的准确性和高速度在版本更新迭代中脱颖而出,刚发布时在目标检测和图像分割领域都取得了最先进的表现,能实现各种实时性的推理研究.但其版本针对小目标检测存在一些问题,例如小目标标注框分辨率低,分布密集易重叠、易受图像背景及噪音干扰等.目前,深度学习技术在微纳光纤直径检测方面的应用还未有报道.

本文基于现有深度学习的计算机视觉技术,对YOLOv8框架进行小目标检测改进,利用微纳光纤的多尺度数据集训练出YOLOv8-FD模型,通过图像分割并识别出显微图像中单像素点大小的目标,最终实现了对微纳光纤的直径检测.该过程先通过图像信息得到微纳光纤的实时直径,再对微纳光纤小目标进行准确分割,实现对微纳光纤多尺度目标数据集的 $mAP^{IoU=50} = 0.975$ 和 $mAP^{IoU=50-95} = 0.765$ 极高准确率的精确检测.同时本文搭建一套基于该算法的高精度微纳光纤自动制备系统,可实时精确分割出光纤边缘并计算光纤直径,并反馈给控制系统实现自动任意直径光纤制备,实现462 nm—125 μm 范围的任意直径微纳光纤检测,平均推理时间响应9.6 ms,检测精度2.95%以内.

2 基于深度学习的微纳光纤直径检测

2.1 模型结构及训练方法

基于深度学习的微纳光纤直径检测步骤主要分为3部分:1)收集并标记多尺度微纳光纤数据集;2)搭建并训练YOLOv8-FD的多尺度图像分割深度学习神经网络;3)验证并检测深度学习神经网络训练结果.而大规模高质量多尺度样本数据集的制作是直径检测模型训练的关键因素.本文收集并标注大量高分辨显微图片,原标记了500张图片,通过几何变换、裁剪、平移、加噪等数据增强技术制作了1500张 1280×1024 pixel大小的样本图像,组成了7:2:1的训练集:验证集:测试集比例的数据集,使用了其中1050张训练集图片对YOLOv8-FD网络进行了训练,其中包括不同尺度的样本图像,如图1(a)—(c)所示.具有直径在32个像素点以下的小目标尺度光纤,直径在32—160个像素点之间的中目标尺度光纤以及160个像素点以上的大目标尺度光纤的多尺度样本数据集.YOLOv8网络有 640×640 pixel和 1280×1280 pixel的不同要求输入图像大小,选择制作更高分辨率的数据集,有利于网络对小目标尺度光纤的检测,提升对微纳光纤直径的检测精度.

2.2 神经网络结构搭建

YOLOv8-FD网络主要由骨干网络、中间层和检测头组成,如图1(d)所示,其中骨干网络由5层卷积层、4层跳层连接层以及1层空间金字塔池化层组成.相较于YOLOv5,跳层连接层从C3结构改进为梯度流更丰富的C2F结构,在中间层中使用PAN-FPN (path aggregation network-feature pyramid network)的路径聚合特征金字塔网络实现对特征提取和传递.FPN是自顶向下将高层的强语义特征传递下来,对整个金字塔进行增强,但只增强了语义信息,对定位信息没有传递.PAN针对这一点,在FPN的后面添加一个自底向上的金字塔,实现对FPN补充将低层的强定位特征向上传递.在检测头部分,原始YOLOv8网络检测模型输出层为P3, P4, P5,对应3个检测头,分别用于检测大小在 16×16 pixel, 32×32 pixel, 64×64 pixel以上的目标.为了进一步提升对小目标检测能力的改进,在此基础上增加P2的输出层.P2层卷积次数减少,原始图分辨率为 320×320 pixel,经过

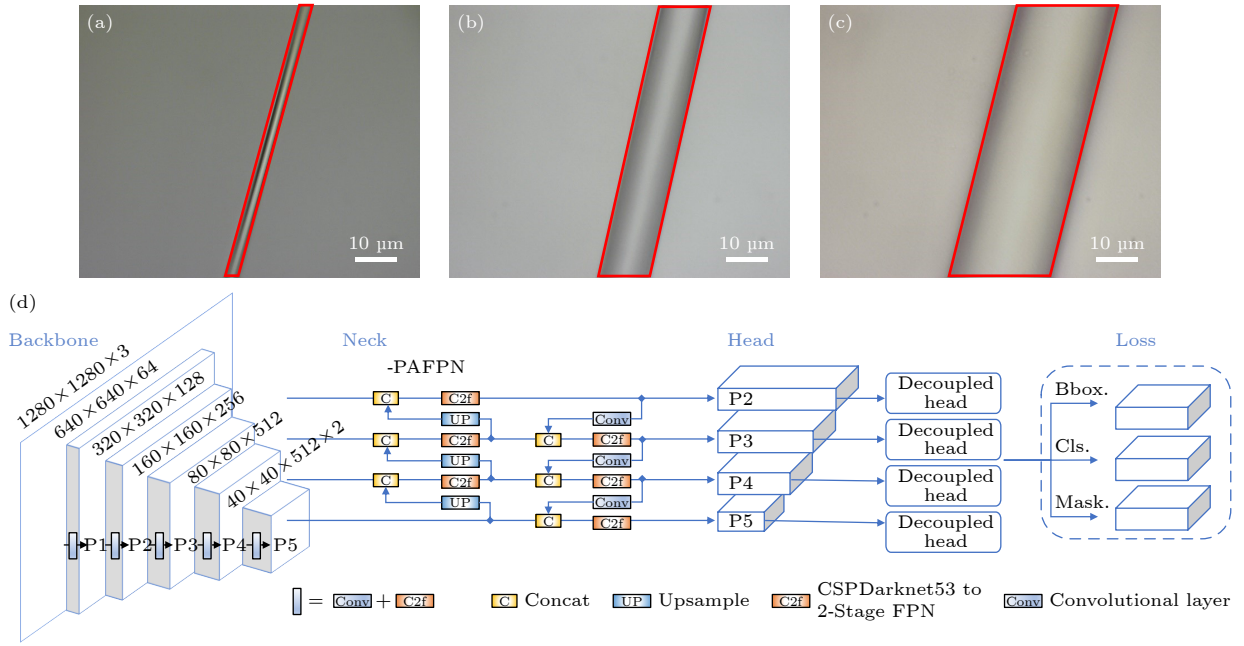


图 1 基于深度学习的微纳光纤直径检测 (a)–(c) 小、中、大目标尺度微纳光纤; (d) YOLOv8-FD 网络结构

Fig. 1. Micro-nanofiber diameter detection based on deep learning: (a)–(c) Micro-nanofiber at small, medium and large target scales; (d) network structure of YOLOv8-FD.

PAN-FPN 一次卷积, 检测特征图的分辨率为 160×160 pixel, 能用于检测 8×8 pixel 以上目标, 更加利于小目标识别.

在检测头部分使用解耦头结构, 将分类和检测头分离, 分别对目标进行类别、回归框、掩码检测, 通过 WIoU (Wise-IoU) 结合 Bbox_loss, Cls_loss, Mask_loss 的类别、回归框、掩码误差函数进行估量模型的预测值与真实值的差值, 使模型随着训练迭代次数的增加逐渐收敛. 在图像分割任务中, 交并比 (intersection over union, IoU) 被广泛用作损失函数的一部分, 以帮助网络更好地学习目标检测和分割任务^[27], 记锚框为 $B = [x \ y \ w \ h]$, 目标框为 $B_{gt} = [x_{gt} \ y_{gt} \ w_{gt} \ h_{gt}]$, IoU 定义如下:

$$\mathcal{L}_{IoU} = 1 - \text{IoU} = 1 - \frac{W_i H_i}{S_u}, \quad (1)$$

其中 W_i , H_i 分别为锚框与目标框交集的宽和高, S_u 为并集面积. 但是 IoU 有很大的缺陷, 当边界框之间没有重叠时, 反向传播的梯度消失. 现有的研究构造了惩罚项 \mathcal{R} , 解决这个问题. YOLOv8 使用的 DIoU (distance-IoU) 惩罚项定义为中心点连接的归一化长度:

$$\mathcal{L}_{DIoU} = \mathcal{L}_{IoU} + \mathcal{R}_{DIoU}, \quad (2)$$

$$\mathcal{R}_{DIoU} = \frac{(x - x_{gt})^2 + (y - y_{gt})^2}{W_g^2 + H_g^2}. \quad (3)$$

同时为最小包围框的尺寸 W_g , H_g 提供了负梯度, 这将使得 W_g , H_g 增大而阻碍预测框与目标框重叠, 能使损失函数收敛更佳, 增加了模型的泛化能力, 但也存在对不同尺度目标效果不佳等问题.

在 YOLOv8-FD 模型中通过 WIoU 损失函数, 动态计算预测损失中的 IoU, 在预测候选框与目标框重合得较好时削弱对几何度量的惩罚, 使模型对多尺度目标具有更好的泛化能力. WIoU 定义如下:

$$\mathcal{L}_{WIoU} = \mathcal{R}_{WIoU} \mathcal{L}_{IoU}, \quad (4)$$

$$\mathcal{R}_{WIoU} = \exp \left[\frac{(x - x_{gt})^2 + (y - y_{gt})^2}{(W_g^2 + H_g^2)^*} \right], \quad (5)$$

其中 $\mathcal{R}_{WIoU} \in [1, e]$, 当模型处在训练前期, 此时预测的候选框与真实物体标注框的 IoU 较小, 有效放大模型对 IoU 较小的惩罚, 当到了训练后期, 预测候选框与真实物体标注框的 IoU 维持在高重合度, \mathcal{L}_{IoU} 衰减为较小值, 模型会自动将候选框回归的重心放在中心点以及纵横比的回归上, 提升模型的性能表现, 增强对不同尺度目标识别表现.

3 微纳光纤自动制备系统

微纳光纤自动制备系统由光纤制备控制系统

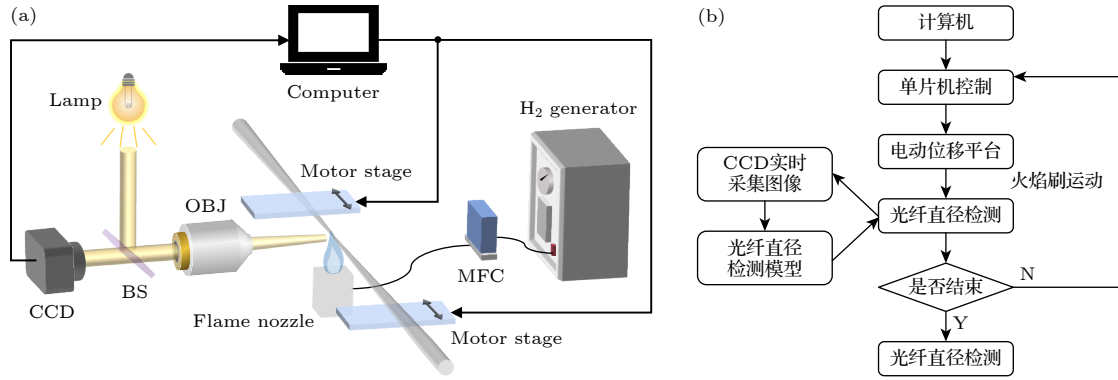


图 2 基于深度学习的微纳光纤自动制备系统 (a) 微纳光纤自动制备系统示意图; (b) 微纳光纤自动制备流程图

Fig. 2. Automatic preparation system of micro-nanofiber based on deep learning: (a) Schematic diagram of micro-nanofiber automatic preparation system; (b) flow diagram of micro-nanofiber automatic preparation.

表 1 标定系数测量结果

Table 1. Measurement results of micro-nanofiber diameter.

标定次数	1	2	3	4
像素个数/pixel	845.01	843.52	844.25	843.24
标定系数/(nm·pixel ⁻¹)	65.89	66.01	65.95	66.03

和图像采集系统组成, 如图 2(a) 所示. 其中光纤拉伸控制系统由电动位移夹持平台、火焰加热喷嘴以及氢气质量流量控制器组成, 通过利用“火焰刷”模型的火焰加热机械扫描加热法制备高精度微纳光纤 [15,16]. 图像采集系统由超长焦距的显微镜镜头、照明系统、工业相机、分光镜和计算机组成 [28]. 工业相机和显微镜镜头分别采用 Toupcam 和日本尼康公司 CF Plan 100× 的长焦低畸变镜头, 相机通过标定板标定和正畸, 标定系数为 65.97 nm/pixel.

图像标定过程为确定物体三维位置与其在图像中对应点的相互关系, 将坐标系从世界坐标系变换到相机坐标系, 最后由相机坐标系变换到计算机图像坐标系. 若要得出微纳光纤直径的实际物理长度, 需要得到单个像素的实际长度值. 本文光学成像检测系统针对微纳光纤的直径测量, 使用 Newport RES-1 型号 USAF 1951 分辨率测试靶进行标定, 将标定板移到物镜焦点, 调整成像系统, 使分辨率板能最清晰地成像, 在分辨率板上找到几乎占满视野的线对组, 测量其所占像素个数, 计算标定系数公式为

$$K = \frac{1}{2r_{LP}X}, \quad (6)$$

其中, 线对分辨率 $r_{LP} = 8.98 \text{ lp/mm}$, X 为线对组所占像素个数. 为了进一步提升系统标定的精确度, 减小误差和畸变影响, 本系统在水平方向和

垂直方向上多次测量取均值得到标定系数 $K = 65.97 \times 10^{-6} \text{ mm/pixel} = 65.97 \text{ nm/pixel}$, 见表 1.

微纳光纤自动制备流程如图 2(b) 所示. 首先从计算机串口通信控制单片机开始, STM32F407 单片机控制火焰的开启和控制步进电机实现位移台的协同工作, 通过基于“火焰刷”模型的火焰加热机械扫描拉伸法实现对光纤的控制. 先保持火焰的静止, 采用两个独立的位移台, 在位移台的移动中叠加了同向移动和反向移动两部分. 先通过速度相同、方向相反的反向移动来拉伸光纤, 再通过速度不同、方向相同的同向移动来实现“火焰刷”加热同一区域, 反复该过程使一段区域光纤拉锥. 然后 CCD 实时采集的光纤图像传入计算机中, 通过部署在 Labview 上的光纤直径检测模型进行检测, 当检测到微纳光纤的直径满足要求时计算机停止整个流程, 关闭火焰和电动位移夹持平台.

4 研究结果及讨论

通过 350 张测试集图片得到 YOLOv8-FD 网络训练结果, 如图 3 所示, 整个网络的训练收敛非常迅速, 在 50 个 Epoch 时 Loss 就已大幅下降, 在最终 300 个 Epoch 时最终的 Bbox_Loss 降到 0.132, 网络训练拟合的非常理想, 最佳参数选择和数据集的平衡性全面性避免了训练过程中过拟合或欠拟合的发生. 从训练过程 Loss 曲线中可以看出, 在

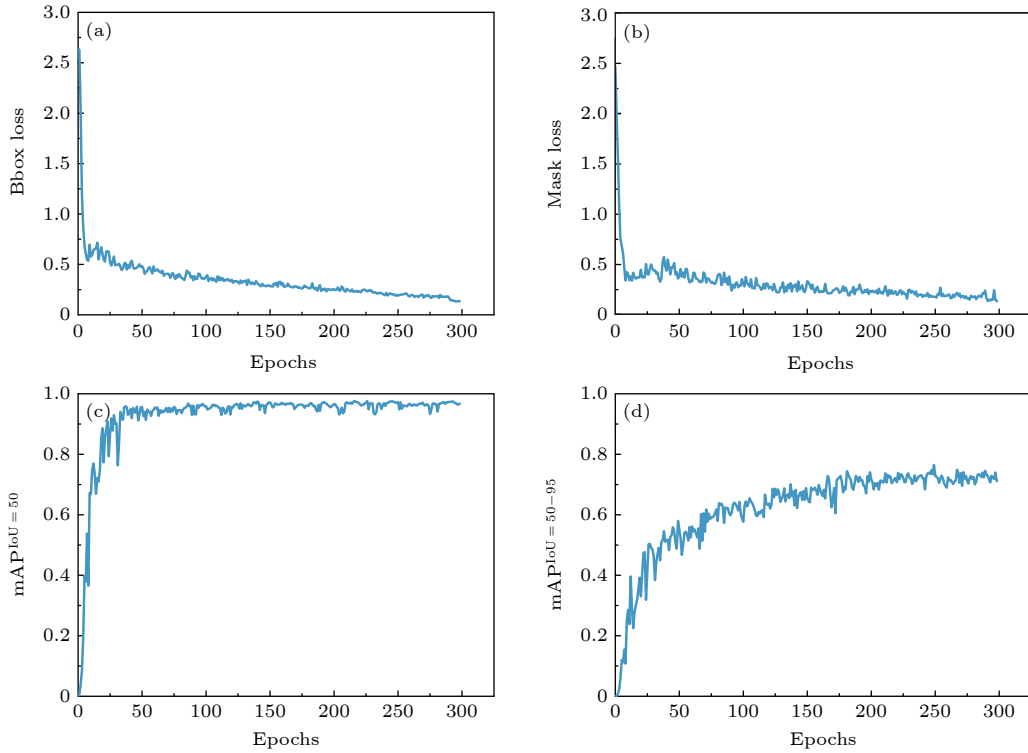


图3 YOLOv8-FD网络训练结果 (a) 检测框 Loss 曲线; (b) 图像分割 Loss 曲线; (c) 评估指标 $mAP^{IoU=50}$ 曲线; (d) 评估指标 $mAP^{IoU=50-95}$ 曲线

Fig. 3. YOLOv8-FD network training results: (a) Loss curve of the detection box; (b) loss curve of image segmentation; (c) the evaluation index $mAP^{IoU=50}$ curve; (d) the evaluation index $mAP^{IoU=50-95}$ curve.

50 个 Epoch 的训练轮次后, Loss 就已下降到 0.5 以下, $mAP^{IoU=50}$ 和 $mAP^{IoU=50-95}$ 上升趋势减缓, 逐渐达到上限, 最终达到 $mAP^{IoU=50} = 0.975$ 和 $mAP^{IoU=50-95} = 0.765$.

通过对 YOLOv8-FD 算法中各卷积层热图可视化结果的分析, 如图 4(a)—(d) 所示, 可以看到在较低卷积层中, 深度学习网络更加关注对微纳光纤边缘的检测, 边缘所提供的权重更加凸显. 随着卷积层的深入, 深度学习网络对微纳光纤整体性的关注则逐渐增加, 整根微纳光纤所提供的权重占比更高.

实验进一步测试了 YOLOv8-FD 网络对不同分辨率图片的检测能力, 检测结果如图 4(e)—(h) 所示. 从检测结果可以看出, 训练好的 YOLOv8-FD 网络在不同尺寸图像上, 即图 4(e) (1280×1024 pixel) 以及图 4(f) (640×512 pixel) 依然能够准确、全面地检测到绝大部分微纳光纤, 充分说明了网络检测能力的鲁棒性. 重要的是, 两张不同尺寸图像的检测时间依然保持在 10 ms 以下, 凸显了 YOLOv8-FD 网络检测的速度优势. 通过与原始 YOLOv8 模型在不同尺度目标微纳光纤图像分

割结果对比可以得到, 如图 5 所示, 经过基于小目标改进的 YOLOv8-FD 模型在大、中目标中有更好的置信度, 在图像分割中更精确; 而对于小目标, 原始 YOLOv8 模型在置信度 0.3 为阈值的情况下并未检测出目标, 而改进后的模型能以 0.79 的置信度实现对小目标的精确检测和分割, 实现对小目标微纳光纤的直径检测.

实验制备了多根不同直径的微纳光纤样品, 将 YOLOv8-FD 算法所测得的光学成像物理直径与原子力显微镜 (AFM) 测量结果进行比较, 并得到相应误差分析. 在计算光纤直径时因为实际应用中微纳光纤两侧轮廓的形貌并不能达到理想的平行, 仅通过平行线距离计算公式得到的结果并不准确, 所以通过 YOLOv8-FD 算法的图像分割得到图像掩码, 即微纳光纤所占像素点个数, 微纳光纤直径并不完全是单个像素尺寸的整数倍. 在判断时深度学习算法不同卷积层中根据边缘的梯度等特征信息对边缘的判断可达亚像素级别, 然后将微纳光纤所占像素点个数除以图片或选取的均匀直径 ROI (region of interest) 区域的高度分辨率得到微纳光纤的均值像素直径, 即

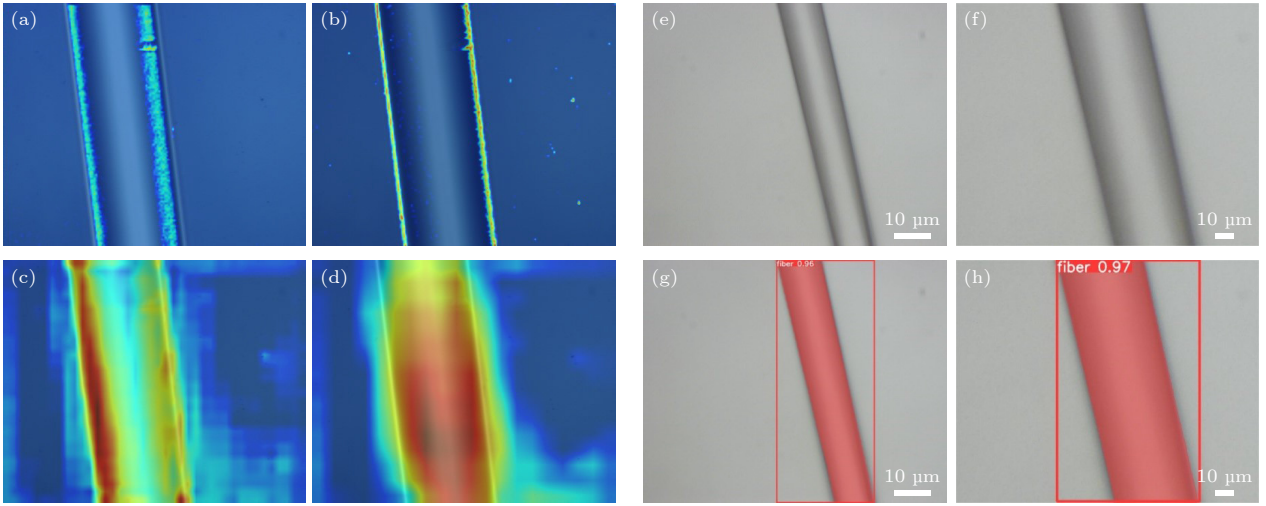


图 4 YOLOv8-FD 热图可视化及结果 (a) 第 1 层卷积层; (b) 第 4 层卷积层; (c) 第 7 层卷积层; (d) 第 10 层卷积层; (e) 1280×1024 pixel 微纳光纤图; (f) 640×512 pixel 微纳光纤图; (g) 图像分割时间 9.8 ms; (h) 图像分割时间 9.5 ms

Fig. 4. YOLOv8-FD heatmap visualization and segmentation results: (a) Layer 1 convolution layer; (b) layer 4 convolution layer; (c) layer 7 convolution layer; (d) layer 10 convolution layer; (e) 1280×1024 pixel micro-nanofiber image; (f) 640×512 pixel micro-nanofiber image; (g) image segmentation time 9.8 ms; (h) image segmentation time 9.5 ms.

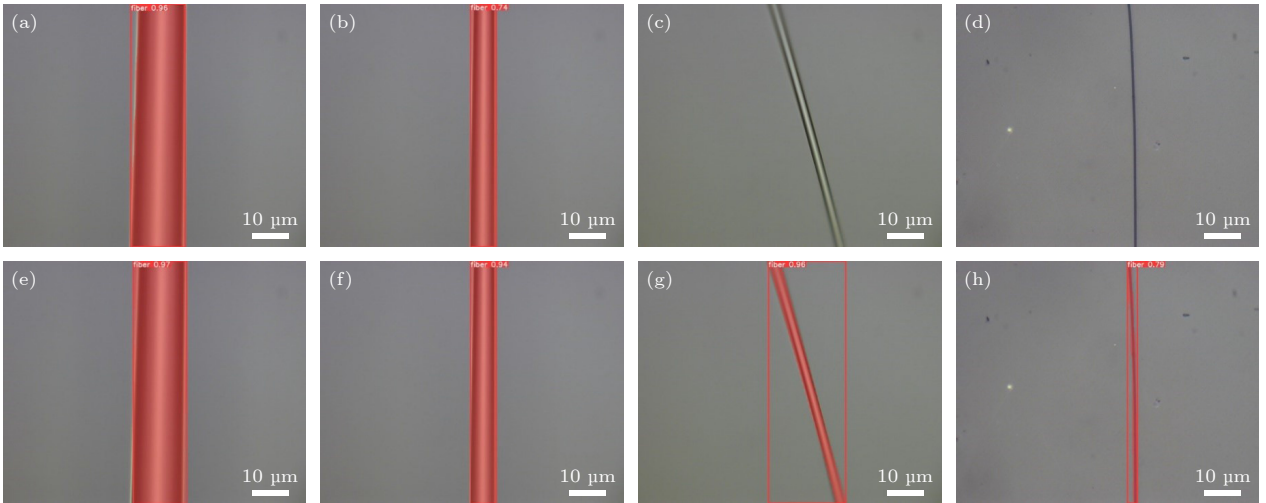


图 5 原始 YOLOv8 与 YOLOv8-FD 图像分割结果对比 (a)–(d) YOLOv8 不同尺度目标图像分割结果; (e)–(h) YOLOv8-FD 不同尺度目标图像分割结果

Fig. 5. Comparison of segmentation results between original YOLOv8 and YOLOv8-FD images: (a)–(d) Original YOLOv8 different scale target image segmentation results; (e)–(h) YOLOv8-FD different scale target image segmentation results.

$$d = C^{-1} \sum_{i=1}^C x_i, \quad (7)$$

其中 x_i 为图像中每行 x 方向微纳光纤所占像素点, C 为图片或 ROI 高度分辨率. 然后将均值像素直径与相机的标定系数 k 相乘得到微纳光纤的实际直径, 即 $d_1 = dk$, $k = 65.97$ nm/pixel, k 为相机标定系数.

整个制备系统对微纳光纤图像进行实时获取并计算微纳光纤直径. 图 6 给出了 3 种不同直径光纤的变化情况. 通过 YOLOv8-FD 算法与 AFM 测量

结果比较, 设深度学习计算的直径值为 d_1 , AFM 测量值为 d_2 , 误差为 ε , 各参数测量在表 2 列出. 由测量结果可得, 本算法的直径检测误差在 2.95% 以内, 而且每次检测时间在 10 ms 以内, 充分满足实时性要求. 可以发现当微纳光纤直径逐渐增大时, 相对应的检测误差在相应减小, 这是因为对于更大的物体在图像中所携带的信息更多, 有利于提升深度学习算法检测的准确性. 当微纳光纤直径小于 462 nm 时难以准确检测, 因所占像素点小于 8 pixel, 小于 YOLOv8-FD 模型 P2 检测头的检测极限.

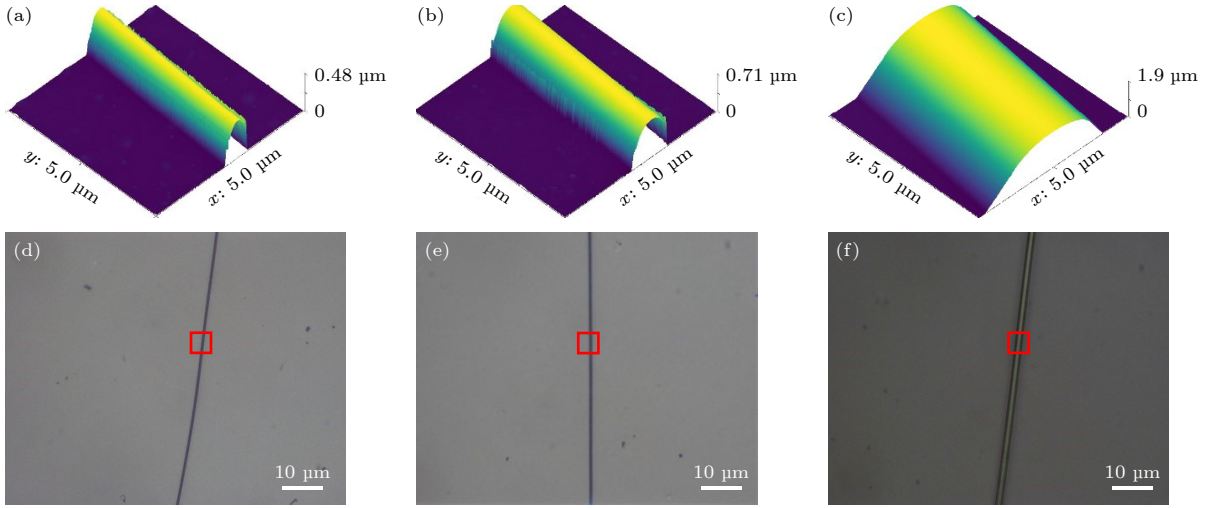


图 6 (a)–(c) 不同直径微纳光纤的原子力显微镜 (AFM) 扫描图; (d)–(f) 相应的光学显微镜, 红色方框标记出 AFM 的扫描位置和 ROI

Fig. 6. (a)–(c) Atomic force microscope (AFM) scanning of micro-nanofiber of different diameters; (d)–(f) optical imaging of micro-nanofiber with different diameters and AFM scanning position, and the red box marks the scan location for AFM and ROI.

表 2 微纳光纤直径测量结果

Table 2. Measurement results of micro-nanofiber diameter.

光纤图示	$d_1/\mu\text{m}$	AFM图示	$d_2/\mu\text{m}$	$\varepsilon/\%$
图5(d)	0.489	图5(a)	0.475	2.95
图5(e)	0.731	图5(b)	0.714	2.38
图5(f)	1.935	图5(c)	1.907	1.47

值得注意的是, 通过 150 张测试集图片测试计算对单张图像的平均检测时间为 9.6 ms, 其中 0.5 ms 图像预处理, 9.1 ms 图像分割推理. 与其他基于光学成像衍射或散射的微纳光纤直径检测方法相比较 [22,23], 显示出利用深度学习神经网络进行直径检测的速度优势, 即可实现实时性、高精度地微纳光纤直径检测, 并通过控制“火焰刷”模型的夹持位移平台实现微纳光纤的自动制备系统. 相较于其他基于微纳光纤高阶模式截止的直径检测系统 [16,20,21], 可以实现 462 nm–125 μm 的微纳光纤大范围地实时检测和制备.

5 结 论

本文利用基于深度学习的计算机视觉技术, 对微纳光纤直径进行了大范围、高精度和动态实时性的测量及控制. 通过对 1500 张高分辨率的微纳光纤显微镜图像进行了高质量标记, 组成了训练集: 验证集: 测试集为 7:2:1 比例的数据集, 其中 1050 张图片用于 YOLOv8-FD 网络进行了训练,

300 张测试集图片用于在训练过程中计算网络的 $mAP^{IoU=50}$ 和 $mAP^{IoU=50-95}$ 指标, 150 张测试集图片进行结果对比和计算平均检测时间. 最终通过分析训练结果得到, 迭代次数在 300 次时网络即可达到收敛到最佳结果, 且训练过程 Loss 下降一致, 未出现过拟合和欠拟合现象, 使用训练完成的网络对不同直径的微纳光纤图片进行测试. 基于小目标改进的 YOLOv8-FD 模型实现以 80% 以上高置信度检测出多尺度的微纳光纤目标框以及图像分割出图像掩码, 通过基于深度学习模型的微纳光纤自动制备系统实现 462 nm–125 μm 范围, 误差 2.95% 以下的微纳光纤直径制备和检测, 65.97 nm/pixel 的光学成像分辨率. 本文提出的基于深度学习的微纳光纤大范围、高精度和实时性的测量及制备方案, 为低损耗传输和色散可调的微纳光纤器件发展提供了新思路.

数据可用性声明

本篇论文的关联数据可在科学数据银行数据库 <https://doi.org/10.57760/sciencedb.j00213.00021> 中访问获取.

参考文献

- [1] Tong L M 2022 *Acta Opt. Sin.* **42** 17 (in Chinese) [童利民 2022 *光学学报* **42** 17]
- [2] Zhang L, Pan J, Zhang Z, Wu H, Yao N, Cai D W, Xu Y X, Zhang J, Sun G F, Wang L Q, Geng W D, Jin W G, Fang W, Di D W, Tong L M 2020 *Opto-Electron Adv.* **3** 190022

- [3] Yan Z Y, Wang J J, Wang C Y, Yu R W, Shi L, Xiao L M 2022 *Opt. Express* **30** 18044
- [4] Cen Q Q, Pian S J, Liu X H, Tang Y W, He X Y, Ma Y G 2023 *eLight* **3** 9
- [5] Li Y H, Wang L Z, Li L J, Tong L M 2019 *Appl. Phys. B* **125** 192
- [6] Lu J S, Li Q, Qiu C W, Hong Y, Ghosh P, Qiu M 2019 *Sci. Adv.* **5** 8271
- [7] Tkachenko G, Toftul I, Esporlas C, Maimaiti A, Kien F L, Truong V G, Chormaic S N 2020 *Optica* **7** 59
- [8] Linghu S Y, Gu Z Q, Lu J S, Fang W, Yang Z Y, Yu H K, Li Z Y, Zhu R L, Peng J, Zhan Q W, Zhuang S L, Gu M, Gu F X 2021 *Nat. Commun.* **12** 385
- [9] Hao Z, Jiang B Q, Ma Y X, Yi R X, Gan X T, Zhao J L 2023 *Opto-Electron Adv.* **6** 230012
- [10] Zhang J B, Kang Y, Guo X, Li Y H, Liu K Y, Xie Y, Wu H, Cai D W, Gong J, Shi Z X, Jin Y Y, Wang P, Fang W, Zhang L, Tong L M 2023 *Light Sci. Appl.* **12** 89
- [11] Chen J H, Xiong Y F, Xu F, Lu Y Q 2021 *Light Sci. Appl.* **10** 78
- [12] Zhou J, Li Y, Ma Y, Yang Q, Liu Q 2021 *Opt. Lett.* **46** 1570
- [13] Linghu S Y, Ma Y N, Gu Z Q, Zhu R L, Liu Y F, Liu H J, Gu F X 2022 *Opt. Express* **30** 22755
- [14] Liao F, Yu J X, Gu Z Q, Yang Z Y, Hasan T, Linghu S Y, Pang J, Fang W, Zhuang S L, Gu M, Gu F X 2019 *Sci. Adv.* **5** 7398
- [15] Kang Y, Liu K Y, Xie Y, Gong Y, Yao N, Fang W, Guo X, Zhang L, Wang P, Tong L M 2020 *Sci. Sin. Phys. Mech. As.* **50** 084212 (in Chinese) [康仪, 刘可盈, 谢宇, 龚珏, 姚妮, 方伟, 郭欣, 张磊, 王攀, 童利民 2020 中国科学: 物理学 力学 天文学 **50** 084212]
- [16] Ni Y, Linghu S L, Xu Y X, Zhu R L, Zhou N, Gu F X, Zhang L, Fang W, Ding W, Tong L M 2020 *IEEE Photon. Technol. Lett.* **32** 1069
- [17] Warken F, Giessen H 2004 *Opt. Lett.* **29** 1727
- [18] Little D J, Kane D M 2014 *Opt. Lett.* **39** 5196
- [19] Yu Y, Zhang X L, Song Z Q, Wang J F, Meng Z 2014 *Appl. Opt.* **53** 8222
- [20] Xu Y X, Fang W, Tong L M 2017 *Opt. Express* **25** 10434
- [21] Kang Y, Gong J, Xu Y X, Yao N, Fang W, Guo X, Tong L M 2020 *IEEE Photon. Technol. Lett.* **32** 219
- [22] Azzoune A, Delaye P, Pauliat G 2019 *Opt. Express* **27** 24403
- [23] Li H, Ma Y N, Gu F X 2022 *Opt. Instruments* **44** 1005 (in Chinese) [李华, 麻艳娜, 谷付星 2022 光学仪器 **44** 1005]
- [24] Woo S, Park J, Lee J Y 2017 *ECCV* **3** 19
- [25] Ying D W, Zhang S H, Deng S J, Wu H B 2023 *Acta Phys. Sin.* **72** 144201 (in Chinese) [应大卫, 张思慧, 邓书金, 武海斌 2023 物理学报 **72** 144201]
- [26] Nan H, Ma X J, Zhao H B, Tang S J, Liu W H, Wang D W, Jia C L 2021 *Acta Phys. Sin.* **70** 076803 (in Chinese) [南虎, 麻晓晶, 赵海博, 汤少杰, 刘卫华, 王大威, 贾春林 2021 物理学报 **70** 076803]
- [27] He K M, Gkioxari G, Dollar P, Girshick R 2017 *ICCV* **17** 2980
- [28] Gu Z, Zhu R L, Shen T C, Dou L, Liu H J, Liu Y F, Liu X, Liu J, Zhuang S L, Gu F X 2023 *Nat. Commun.* **14** 7663

Automatic fabrication system of optical micro-nanofiber based on deep learning*

Liu Hong-Jiang Liu Yi-Fei Gu Fu-Xing[†]

(School of Optical-Electrical and Computer Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China)

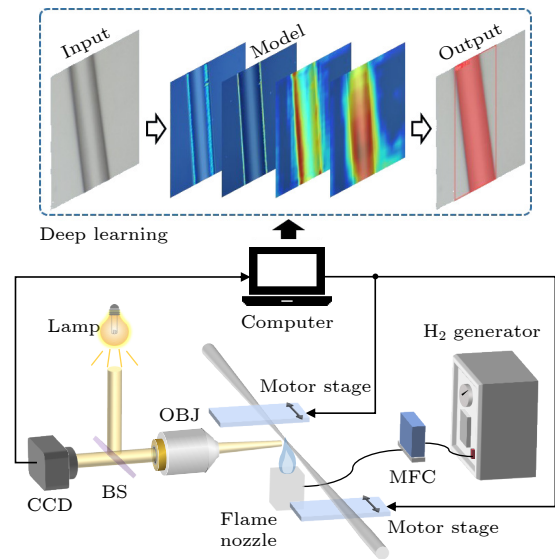
(Received 25 January 2024; revised manuscript received 4 March 2024)

Abstract

The wide range, high precision, and dynamic real-time measurement of micro-/nanofiber diameter are crucial for achieving low loss transmission and controlling dispersion in the preparation process of micro-nanofiber. In view of the problems of small diameter regulation range, complex operation and long-time consumption of the existing preparation methods, the automatic detection system of micro-nanofiber is realized based on deep learning neural network algorithm in this work. The image segmentation method in computer vision is used to make high-quality multi-scale micro-/nanofiber datasets, and the improved YOLOv8-FD (You Only Look Once version 8-Fiber Detection) algorithm based on small target detection is used to automatically detect the diameter of micro-nanofiber.

Through image segmentation and identification of the target of single pixel size in the microscopic image, the diameter detection of micro-nanofiber is finally realized. In this process, the real-time diameter of micro-nanofiber is obtained through image information, and then the micro-nanofiber small target is accurately segmented to achieve the precise detection of $mAP^{IoU=50} = 0.975$ and $mAP^{IoU=50}_{95} = 0.765$ on the micro-nanofiber multi-scale target dataset with extremely high accuracy. The algorithm-based construction of a high-precision micro-nanofiber automatic preparation system enables real-time accurate segmentation of fiber edges, calculation of fiber diameter, and feedback to the control system for achieving automated preparation of fibers with arbitrary diameters. Additionally, it facilitates the detection of micro-nanofiber in a range from 462 nm to 125 μm . The average response time for reasoning is 9.6 ms, and the detection error is kept below 2.95%.

In addition, compared with other micro-/nanofiber diameter detection methods based on optical imaging and mode cutoff, this method shows advantages of high precision, high speed and arbitrary diameter preparation for diameter detection based on deep learning neural networks. The system is very suitable for high-precision real-time measurement and automatic and accurate preparation of micro-/nanofibers, thereby providing a novel method of developing micro-nanofiber devices with low-loss transmission and adjustable dispersion.



Keywords: micro-nanofiber, diameter measurement, deep learning, image segmentation

PACS: 42.81.-i, 07.05.Mh, 95.75.Mn

DOI: 10.7498/aps.73.20240171

* Project supported by the National Natural Science Foundation of China (Grant Nos. 62122054, 62075131) and the “Dawn” Program of Shanghai Education Commission, China (Grant No. 22SG44).

[†] Corresponding author. E-mail: gufuxing@usst.edu.cn



基于深度学习的微纳光纤自动制备系统

刘鸿江 刘逸飞 谷付星

Automatic fabrication system of optical micro-nanofiber based on deep learning

Liu Hong-Jiang Liu Yi-Fei Gu Fu-Xing

引用信息 Citation: *Acta Physica Sinica*, 73, 104207 (2024) DOI: 10.7498/aps.73.20240171

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.7498/aps.73.20240171>

当期内容 View table of contents: <http://wulixb.iphy.ac.cn>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于深度学习的光学表面杂质检测

Deep-learning-assisted micro impurity detection on an optical surface

物理学报. 2021, 70(16): 168702 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20210403>

基于深度学习压缩感知与复合混沌系统的通用图像加密算法

General image encryption algorithm based on deep learning compressed sensing and compound chaotic system

物理学报. 2020, 69(24): 240502 <https://doi.org/10.7498/aps.69.20201019>

基于深度学习的联合变换相关器光学图像加密系统去噪方法

In depth learning based method of denoising joint transform correlator optical image encryption system

物理学报. 2020, 69(24): 244204 <https://doi.org/10.7498/aps.69.20200805>

基于深度学习的新混沌信号及其在图像加密中的应用

A new chaotic signal based on deep learning and its application in image encryption

物理学报. 2021, 70(23): 230502 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20210561>

基于深度学习的相位截断傅里叶变换非对称加密系统攻击方法

Attacking asymmetric cryptosystem based on phase truncated Fourier transform by deep learning

物理学报. 2021, 70(14): 144202 <https://doi.org/10.7498/aps.70.20202075>

基于深度学习的流场时程特征提取模型

Flow feature extraction models based on deep learning

物理学报. 2022, 71(7): 074701 <https://doi.org/10.7498/aps.71.20211373>