

基于ResNet神经网络的激光光束系统质量检测的应用

王芝学, 肖文慧, 刘馨瑶, 孙诗涵, 孟睿*

天津职业技术师范大学电子工程学院, 天津

收稿日期: 2026年1月29日; 录用日期: 2026年4月16日; 发布日期: 2026年4月28日

摘要

激光技术凭借其高亮度、高方向性及高单色性等核心优势,已在现代社会诸多领域获得广泛应用。然而,当前光斑质量普遍存在良莠不齐的问题。在实际的科研生产时,由于光学元件像差、光束传输扰动等问题,导致光斑产生波前畸变与强度分布畸变,存在显著的高阶模式成分,光斑多偏离理想圆对称特征,呈现椭圆度或多瓣结构,影响了光束质量的准确评估。为突破上述技术瓶颈,本研究以深度学习技术为核心,选取预训练ResNet18模型构建迁移学习框架,以已构建的激光光斑样本数据集为训练样本库,通过特征迁移与模型应用,对激光光斑质量进行评估。实验验证结果显示,该模型对激光光斑质量评估的准确率达80%,可有效识别光斑质量缺陷,显著提升光斑的光强均匀性与形态稳定性。

关键词

激光光斑识别, 激光质量检测, ResNet模型

Application of Quality Inspection in Laser Beam Systems Based on ResNet Neural Network

Zhixue Wang, Wenhui Xiao, Xinyao Liu, Shihan Sun, Rui Meng*

School of Electronic Engineering, Tianjin University of Technology and Education, Tianjin

Received: January 29, 2026; accepted: April 16, 2026; published: April 28, 2026

Abstract

Leveraging its core advantages of high brightness, high directionality, and high monochromaticity,

*通讯作者。

文章引用: 王芝学, 肖文慧, 刘馨瑶, 孙诗涵, 孟睿. 基于 ResNet 神经网络的激光光束系统质量检测的应用[J]. 软件工程与应用, 2026, 15(2): 308-316. DOI: 10.12677/sea.2026.152029

laser technology has been widely adopted across various fields in modern society. However, the quality of laser spots currently exhibits significant inconsistency. In practical scientific research and production processes, factors such as optical aberrations and beam transmission disturbances lead to wavefront distortions and non-uniform intensity distributions in laser spots. These often manifest as prominent higher-order mode components, deviations from ideal circular symmetry, and the emergence of ellipticity or multi-lobe structures, thereby impeding accurate assessment of beam quality. To address these technical challenges, this study employs deep learning as the core methodology, utilizing a pre-trained ResNet18 model to construct a transfer learning framework. A self-built dataset of laser spot samples serves as the training database. Through feature transfer and model application, the proposed approach evaluates laser spot quality. Experimental results demonstrate that the model achieves an accuracy rate of 80% in laser spot quality assessment, effectively identifying spot quality defects while significantly improving intensity uniformity and morphological stability.

Keywords

Laser Spot Recognition, Laser Quality Inspection, ResNet Model

Copyright © 2026 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

随着激光技术的迅猛发展与技术成熟度的持续提升,其凭借高方向性、高能量密度、高相干性等独特优势,已深度渗透至能源、制造、通信等多个关键行业,成为推动产业技术革新的核心驱动力之一。在能源电力领域,郑晶、温玉维等学者采用激光雷达技术应用于输电线路实地勘测设计,有效突破了传统勘测模式对人力资源的高度依赖,大幅降低了复杂地形下的勘测成本与作业风险,为输电线路的高效规划提供了可靠技术支撑[1];在先进制造领域,赵一璇、余志军等人采用激光焊接方法实现高氮钢的可靠拼接,充分发挥激光焊接精准、高效的优点,解决了高氮钢这一高性能材料的连接难题,拓展了其在海洋工程、军工等高端装备中的应用场景[2];在空间通信领域,欧洲、美国等发达国家率先推动激光通信技术在卫星与地球间的应用实践,突破了传统微波通信的带宽限制与抗干扰瓶颈,实现了空间数据的高速、安全传输,为天基信息网络的构建奠定了关键基础[3]。综上,激光技术在激光雷达、激光加工、激光通信等核心领域的应用已展现出不可替代的重要作用,其技术创新与应用拓展对相关行业的高质量发展具有重要意义,也为后续深入研究提供了广阔的探索空间。

然而,当前激光光斑质量评估技术体系尚未成熟,现有方法在精度控制、场景适配性及评估维度完整性上仍存在显著局限。主流的光强分布分析法与光束质量因子(如 M^2 因子)量化测量法,均有技术短板,难以满足复杂场景的高精度评估需求。西北工业大学苏晋等人提出基于灰度统计的评估方法,以 α 参数(95%光强对应光斑半径,反映集中程度)和 β 参数(与高斯分布互相关系数,反映对称性)构建指标体系[4]。该方法适配机载无干扰场景,但评估维度单一:仅能表征宏观光强聚集与形态一致性,无法识别中心暗斑、边缘亮斑等微观缺陷,而此类缺陷会降低激光作用效能,导致质量误判。北京工业大学宋金鹏团队研发的 M^2 因子测试仪,以CCD采集光斑图像,经滤波去噪等预处理后计算 M^2 因子[5]。该方案虽实现自动化,但存在明显不足:一是多源误差(透镜球差、CCD噪声、运动定位误差)导致测量精度受限;二是场景适配性差,超高峰值功率激光需多级衰减易引发畸变,对分瓣等非高斯光束,二阶矩模型表征不

足导致评估偏差增大。

随着人工智能技术的持续革新，深度学习凭借强大的特征提取与模式识别能力，在视觉检测领域的应用愈发广泛且深入，为多个行业的精准化、智能化发展提供了核心技术支撑。在生态监测领域，沈阳大学庞芷茜等人提出融合多源遥感数据与智能优化框架的 PIB-CNN 模型，通过整合光谱、纹理及地形多维特征，结合主成分分析降维、改进灰狼优化算法与贝叶斯优化的协同优化策略，实现了对红树林不同物种的高精度分类识别，有效突破了潮间带背景干扰与物种光谱相似性带来的识别瓶颈[6]；在工业质检领域，郑州大学毕莹、张荣巧等人针对太阳能电池缺陷检测的实际工业需求，构建多层次分类任务框架，对 LeNet-5、AlexNet、VGG16、GoogLeNet 及 ResNet18 等 5 种经典卷积神经网络展开系统性性能对比，最终验证 ResNet18 凭借残差结构优势，在复杂缺陷分类任务中兼具 93.70% 的高精度度与仅为 VGG16 47.5% 的训练耗时，成为适配光伏产线高效检测需求的最优模型，为工业场景的快速选型提供了明确依据 [7]。

本文将主观、繁琐、需要专业知识的传统光斑质量评估方法，转化为一种客观、自动、端到端的智能检测系统。传统光斑质量检测方法可能依赖于人工观察，或通过光斑的强度分布、圆度等参数，判断是否合格。这个过程费时、费力且判断准确度低。而深度学习模型直接从光斑图像中学习到与“质量”相关的高级特征，并输出一个质量类别。这避免了复杂的手动特征工程，实现了智能化。

2. 相关原理

2.1. 传统光斑质量评估方法

为实现光斑形状圆润程度的定量评估，采用传统图像处理与特征分析相结合的方法，具体流程如图 1。

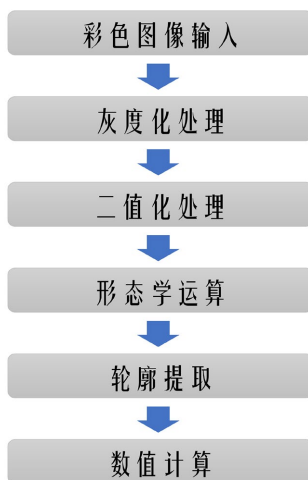


Figure 1. Flowchart of traditional spot quality assessment methods
图 1. 传统光斑质量评估方法流程图

首先，对原始光斑彩色图像进行灰度化处理，将三维色彩信息转化为一维灰度值，简化后续计算复杂度。随后，采用 OTSU 自适应阈值分割算法对灰度图像进行二值化处理，通过自动确定最优分割阈值，将光斑区域与背景区域进行精准分离，得到初步二值图像。由于二值化过程中可能引入少量孤立噪声点，且光斑边界存在轻微锯齿状失真，采用先腐蚀后膨胀的开运算对二值图像进行形态学优化：腐蚀操作可去除微小噪声点及边界毛刺，膨胀操作则能恢复光斑主体区域的原有形态，最终实现噪声抑制与边界平

滑的双重目标。

得到优化后的二值图像后，通过轮廓检测算法提取图像中所有连通区域的最外层轮廓，并基于轮廓面积占比筛选出主要光斑轮廓。

针对主要轮廓，采用最小外接圆拟合算法，记定义圆形度计算函数，其计算公式为

$$D = \frac{4\pi \times S}{C^2} \quad (1)$$

其中 D 为光斑圆形度， S 为主要轮廓所包围的实际光斑区域面积， C 为轮廓的周长。光斑圆形度取值范围为 0~1，值越接近 1 表明形状越接近标准圆形；

定义面积比用于表征光斑在最小外接圆内的填充程度，其计算公式为

$$R = \frac{S}{S_C} \quad (2)$$

其中 R 为面积比， S 为主要轮廓所包围的实际光斑区域面积， S_C 为外接圆的面积。

为实现有效光斑的判定，设定双重量化阈值：圆形度阈值 $D_{th} = 0.6$ ，面积比阈值 $R_{th} = 0.6$ 。当光斑同时满足 $D_{th} > 0.6$ 且 $R_{th} > 0.6$ 时，判定为有效光斑，说明光斑形状圆润且填充均匀；否则判定为无效光斑，说明光斑存在形状畸变、边缘不规则或填充不充分等问题。

2.2. 神经网络

2.2.1. ResNet 神经网络

针对光斑数据集样本量有限的问题，本文采用迁移学习策略以提升模型训练效率与泛化能力。选择 ResNet18 作为预训练骨干网络，利用其在大规模图像数据集(ImageNet)上学习到的通用视觉特征，快速适配目标光斑数据集的特征分布，避免因小样本导致的模型过拟合。

ResNet18 原始架构包含 17 个卷积层(含批归一化层与激活函数)和 1 个全连接层，整体由四组卷积块构成，各组卷积块的输出通道数依次为 64、128、256、512，通过残差连接机制缓解深层网络训练中的梯度消失问题。表 1 为 ResNet18 网络架构表格。

Table 1. Traditional ResNet18 network architecture table

表 1. ResNet18 网络架构表格

Layer name	Configuration	Output size
Input	RGB Image	224 × 224 × 3
Conv1	7 × 7, 64, stride 2	112 × 112 × 64
MaxPool	3 × 3, stride 2	56 × 56 × 64
Layer1	[3 × 3, 64] × 2	56 × 56 × 64
Layer2	[3 × 3, 128] × 2, stride 2	28 × 28 × 128
Layer3	[3 × 3, 256] × 2, stride 2	14 × 14 × 256
Layer4	[3 × 3, 512] × 2, stride 2	7 × 7 × 512
GlobalAvgPool	7 × 7 → 1 × 1	1 × 1 × 512
FC (Modified)	512 × N_classes	N_classes

为适配光斑数据集的类别数量，针对 ResNet18 的网络结构，本文进行了进行如下操作(见图 2)。

(1) 保留全部卷积层及预训练权重，将其作为固定的特征提取器，利用其习得的通用图像特征提取光

斑数据的关键视觉信息；

(2) 替换原始网络的全连接层，根据目标任务的类别数重新设计全连接层输出维度，使网络能够直接输出对应类别的预测结果。

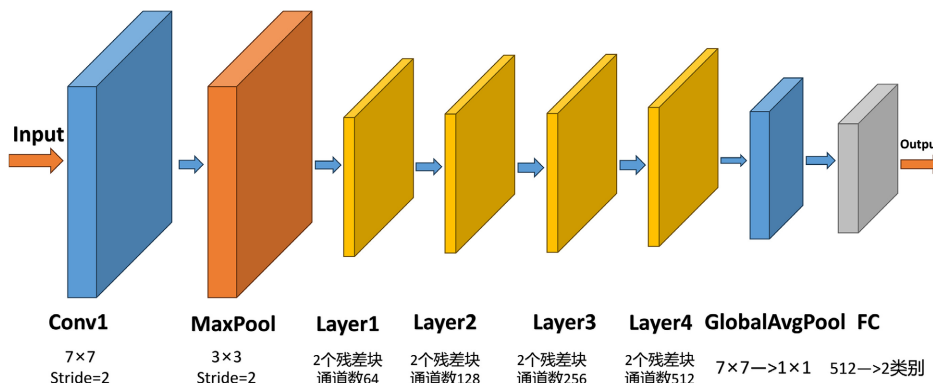


Figure 2. Schematic diagram of the ResNet network architecture
图 2. ResNet 网络架构示意图

模型训练过程中，采用交叉熵损失函数计算预测结果与真实标签的分类误差，该函数适用于多分类任务，能有效优化类别概率分布的拟合效果；优化器选用 Adam 算法，通过自适应学习率调整策略加速模型收敛，同时提升训练过程的稳定性。训练阶段仅更新替换后的全连接层参数，固定所有卷积层的预训练权重，以降低小样本场景下的过拟合风险，实现快速适配。

2.2.2. 问题定义与建模

本研究以现有数据集中的光斑图像为研究对象，对光斑类别进行二元划分，将所有光斑样本精准归类为有效光斑与无效光斑。基于该二元分类目标，本研究将该问题形式化为图像分类任务，通过构建适用于光斑特征学习的分类模型，完成从光斑图像输入到有效性类别输出的映射学习。

3. 实验数据及结果分析

3.1. 数据集构建

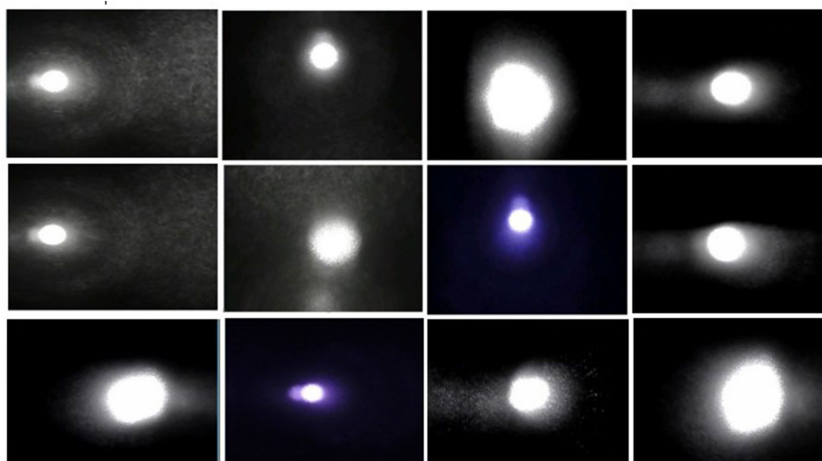


Figure 3. Valid spot diagram
图 3. 有效光斑示意图

本研究的数据集包含 200 余张光斑图像，样本主要采集于脉冲激光器和连续激光器。

数据集按 8:2 的比例随机划分为训练集和数据集。其中，针对训练集中的图片进行随机裁剪、翻转、颜色抖动等处理方式来模拟现实应用场景，增强数据多样性，针对验证集，仅进行简单统一的预处理，保证评估一致性。

图 3、图 4 为有效光斑和无效光斑示意图。

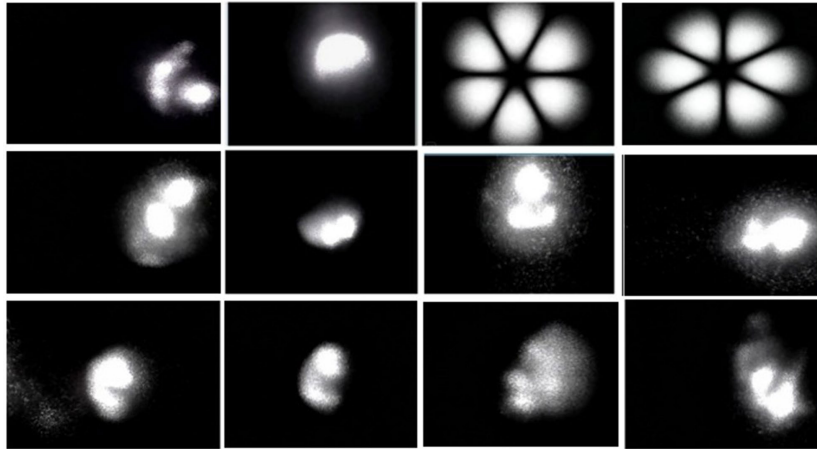


Figure 4. Invalid spot diagram
图 4. 有效光斑示意图

3.2. 实验结果对比



Figure 5. High-quality light spots and identification results
图 5. 优质光斑及识别结果

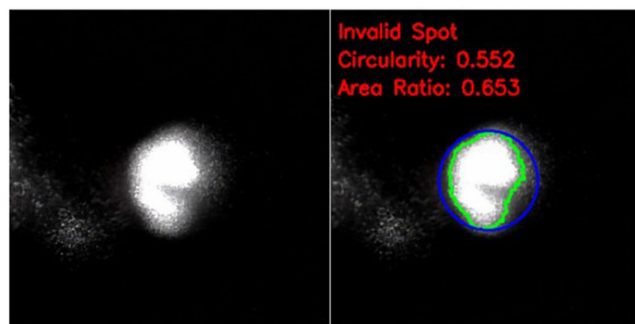


Figure 6. Defective spots and identification results
图 6. 缺陷光斑及识别结果

实验结果表明，传统光斑质量评估方法通过圆形度与面积比双指标的联合表征，能够有效实现部分优质光斑与缺陷光斑的区分(见图 5、图 6)。

虽然通过圆形度和面积比可以对光斑进行识别，但对于部分光斑的识别会产生错误(见图 7)；与传统算法相比较，利用 ResNet 网络的方法能够更好地分辨光斑(图 8)。

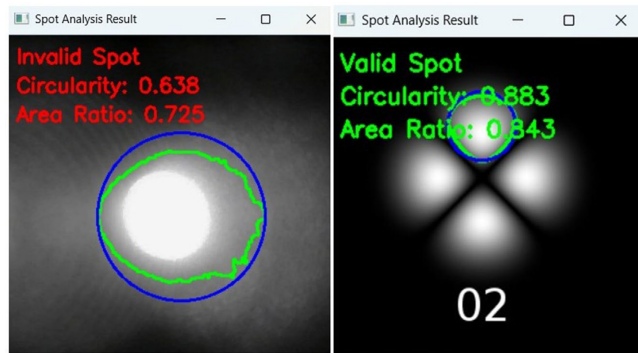


Figure 7. Traditional algorithm recognition results
图 7. 传统算法识别结果

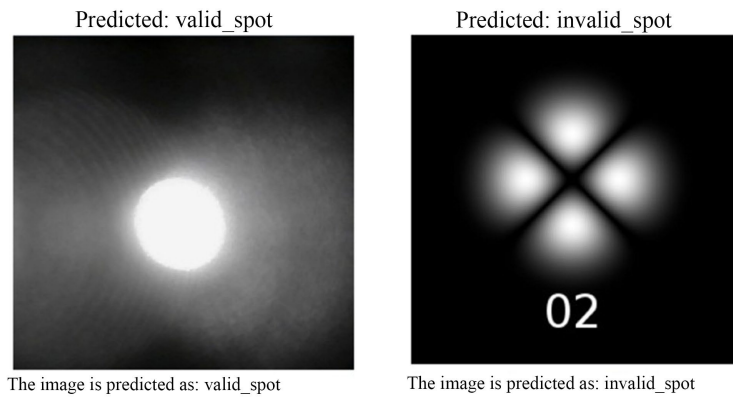


Figure 8. The recognition results of the deep learning algorithm
图 8. 深度学习算法识别结果

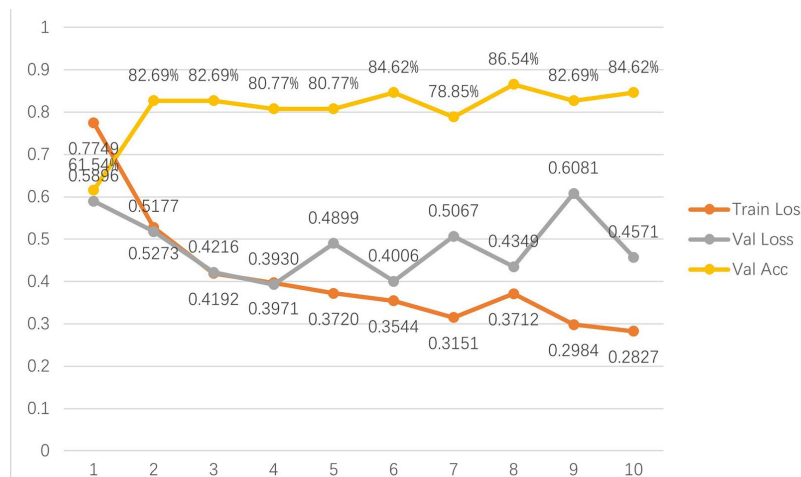


Figure 9. Accuracy rate and loss function curve
图 9. 准确率及损失函数曲线

利用 ResNet18 网络模型进行训练的训练损失、验证损失、准确率如图 9 所示。图中可以看到训练损失几乎持续下降，表明模型在学习中逐步优化；验证损失波动较大，可能出现过拟合现象，需要考虑进行数据增强或再进一步优化网络模型；准确率稳定在 80% 左右，最高可达 86.54%，说明模型具有一定的泛化能力。

3.3. 实验结果改进

针对实验结果的过拟合现象，将优化器更改为 AdamW 并设置较小的权重衰减，同时进行了学习率衰减，当 loss 不再下降时，学习率减半。得到的训练结果准确率与原来的相比得到了一定的提升。

图 10~12 分别为修改后的损失函数及准确率曲线、混淆矩阵和 ROC 曲线。



Figure 10. The modified loss function and accuracy curve

图 10. 修改后的损失函数及准确率曲线

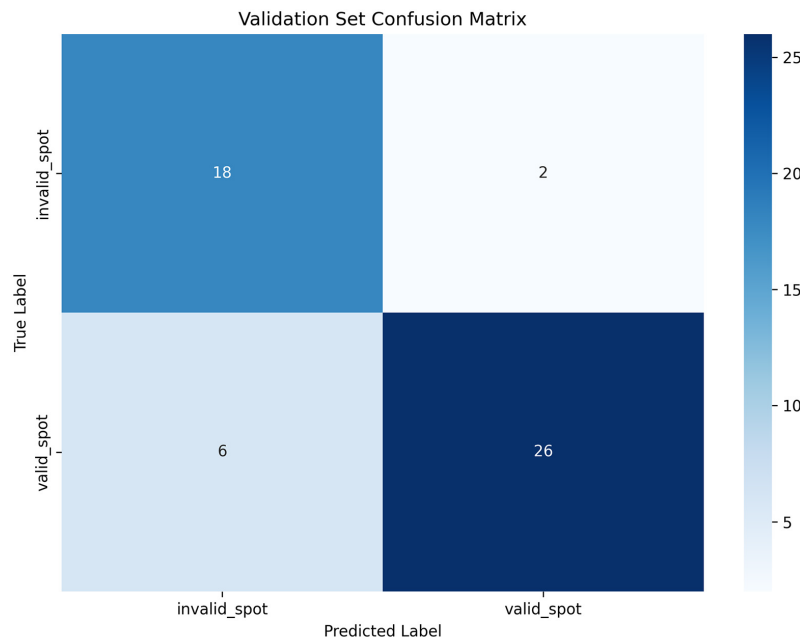


Figure 11. Confusion matrix

图 11. 混淆矩阵

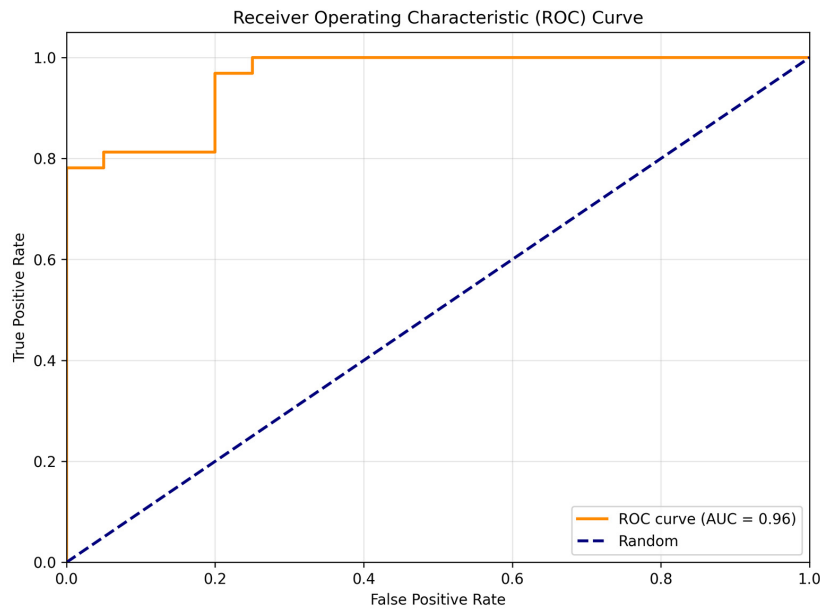


Figure 12. ROC curve
图 12. ROC 曲线

4. 结论

本文采用 ResNet18 网络模型进行光束质量评估, 实验结果表明该方法准确率显著优于传统方法, 最高达 86.54%。从训练动态来看, 训练损失的持续收敛验证了模型的有效学习; 尽管验证损失波动提示存在过拟合风险, 但模型仍展现出良好的泛化能力。后续研究通过更改优化器和增加学习率衰减进一步提升模型的准确性。研究对光斑图像的简单分类, 可以在此基础上修改网络模型, 将简单的二分类任务升级为回归预测模型, 用均方根误差代替准确率来评估模型, 预判光束质量因子, 为激光光束质量分析提供参考。

参考文献

- [1] 郑晶, 温玉维. 无人机激光雷达辅助输电线路勘测设计应用研究[J]. 测绘与空间地理信息, 2025, 48(10): 147-149+153.
- [2] 赵一璇, 余志军, 杨海峰, 等. 高氮钢激光焊接接头组织与耐腐蚀性能[J/OL]. 焊接学报, 2025, 1-8. <https://link.cnki.net/urlid/23.1178.TG.20251203.0910.002>, 2026-04-22.
- [3] 谢珊珊, 梁晓莉. 国外卫星激光通信技术发展分析[J]. 中国航天, 2021(12): 42-46.
- [4] 苏晋, 路大举, 马沁巍, 等. 基于高速图像分析的激光器光束稳定性及光斑质量评价方法研究[J]. 实验力学, 2017, 32(4): 445-451.
- [5] 宋金鹏. 激光光束 M2 因子测试仪的设计与实现[D]: [硕士学位论文]. 北京: 北京工业大学, 2016.
- [6] 赵宏伟, 庞芷茜, 徐东平, 等. 多源遥感融合 PIB-CNN 的红树林精准分类方法[J/OL]. 哈尔滨理工大学学报, 2025, 1-13. <https://link.cnki.net/urlid/23.1404.n.20251204.1023.002>, 2026-04-22.
- [7] 毕莹, 张荣巧, 常亚鑫, 等. 基于深度卷积神经网络的太阳能电池电致发光图像缺陷分类实验[J]. 控制与信息技术, 2025(5): 24-30.