

文章编号: 1003-1421(2026)09-0001-10

引用格式: 李赵昂扬, 刘江, 程君, 等. 面向激光雷达增强列车自主定位的目标检测方法研究[J]. 铁路运输与经济, 2026, 48(9): 1-10, 46.

LIZHAO Angyang, LIU Jiang, CHENG Jun, et al. Target Detection Method for LiDAR-Enhanced Train Autonomous Positioning[J]. Railway Transport and Economy, 2026, 48(9): 1-10, 46.

面向激光雷达增强列车自主定位的目标检测方法研究

李赵昂扬^{1, 2, 3}, 刘江^{1, 2, 3}, 程君⁴, 蔡伯根^{1, 2, 3}, 陆德彪^{1, 2, 3}, 姜维^{1, 2, 3}

(1. 北京交通大学 自动化与智能学院, 北京 100044; 2. 北京交通大学 先进轨道交通自主运行全国重点实验室, 北京 100044; 3. 河北省轨道交通自主智能感知技术创新中心, 北京 100044; 4. 中国铁道科学研究院集团有限公司 通信信号研究所, 北京 100081)

摘要: 针对四网融合背景下轨道交通跨制式运行的定位需求, 开展激光雷达增强列车自主定位的轨旁特征物目标检测方法研究。面向铁路卫星信号受限复杂场景, 构建无源特征库与车载定位双模块架构, 降低对轨旁有源设备的依赖; 针对铁路轨旁特征物检测难点, 改进 BiFPN-YOLO 算法, 强化多尺度特征融合与自适应权重分配, 提升检测精度与鲁棒性; 将检测结果嵌入定位解算闭环, 实现感知、检测与定位解算的融合与应用。实验表明: 该算法相较 YOLOv11, 轨旁特征物检测召回率、精确率分别提升 1.15%, 3.91%, 平均精度均值达 94.65%。基于该算法的列车多源自主定位方案在不同场景下的定位精度均值仅为 1.06 m, 可在卫星弱/无信号场景下提供补充定位能力, 提升了列车自主定位系统的抗干扰能力与定位连续性, 可为四网融合下列车激光雷达增强自主定位提供可靠技术支撑。

关键词: 列车自主定位; 激光雷达; 目标检测; BiFPN-YOLO

中图分类号: U284 文献标识码: A DOI: 10.16668/j.cnki.issn.1003-1421.20260309004

Target Detection Method for LiDAR-Enhanced Train Autonomous Positioning

LIZHAO Angyang^{1, 2, 3}, LIU Jiang^{1, 2, 3}, CHENG Jun⁴, CAI Baigen^{1, 2, 3}, LU Debiao^{1, 2, 3}, JIANG Wei^{1, 2, 3}

(1. School of Automation and Intelligence, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 2. State Key Laboratory of Advanced Rail Autonomous Operation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044, China; 3. Hebei Provincial Innovation Center for Autonomous Intelligent Perception Technology in Rail Transit, Beijing 100044, China; 4. Signal & Communication Research Institute, China Academy of Railway Sciences Corporation Limited, Beijing 100081, China)

Abstract: To meet the positioning requirements of cross-system rail transit operation under the integration of national railway, intercity, suburban, and urban rail networks (four rail transit networks), this study investigated a trackside feature object detection method for LiDAR-enhanced train autonomous positioning. For complex railway scenarios with limited satellite signals, a dual-module architecture comprising a passive feature library and an onboard positioning module was

收稿日期: 2026-03-09 修订日期: 2026-07-31

通信作者: 刘江(1985—), 男, 陕西汉中, 北京交通大学自动化与智能学院教授。

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFB4300501); 国家自然科学基金-铁路基础研究联合基金项目(U2268206); 国家自然科学基金项目(T2422002); 先进轨道交通自主运行全国重点实验室(北京交通大学)自主研究课题(RAO2025ZD001)

constructed to reduce reliance on active trackside equipment. To overcome the difficulties in detecting railway trackside feature objects, the improved BiFPN-YOLO algorithm was proposed to enhance multiscale feature fusion and adaptive weight allocation, thereby improving detection accuracy and robustness. The detection results were embedded into the closed loop of positioning computation to realize the integration and application of perception, detection, and positioning computation. Experimental results show that, compared with YOLOv11, the proposed algorithm improves the recall and precision of trackside feature object detection by 1.15% and 3.91%, respectively, and achieves a mean average precision of 94.65%. The multisource autonomous train positioning scheme based on the proposed algorithm achieves a mean positioning error of only 1.06 m across different scenarios. It effectively addresses satellite positioning difficulties in weak-signal and signal-free scenarios, improves the interference resistance and positioning continuity of the train autonomous positioning system, and provides reliable technical support for LiDAR-enhanced train autonomous positioning under the integration of four rail transit networks.

Keywords: Train Autonomous Positioning; LiDAR; Target Detection; BiFPN-YOLO

0 引言

近年来,我国轨道交通进入干线铁路、城际铁路、市域(郊)铁路、城市轨道交通的四网融合发展新阶段,线路网络交织互联、跨制式运行需求激增,铁路运输的运营里程、客运量与货运量持续攀升^[1]。作为轨道交通系统的核心中枢,列车运行控制系统需突破单一制式局限,实现多网协同调度与跨线联程运输^[2],而列车定位作为列控系统的核心技术支撑,其连续性、可靠性与跨场景适应性直接决定四网融合的运营效率与安全水平^[3]。精准、统一的列车位置信息不仅是行车安全的基本保障,更是实现多制式互操作、动态运力配置、智能调度一体化的关键前提^[4]。面对四网融合下线路类型多元、运行环境复杂、跨线切换频繁的现状,传统单一制式定位系统因技术标准不统一、感知维度单一,难以满足跨线联程运输的定位协同需求。在此背景下,定位与环境感知一体化成为破解四网融合定位难题的关键路径,通过整合列车位置、轨道状态、周边环境等多维度信息,既可提供连续稳定的位置基准,又能为调度集中控制提供实时环境支撑,实现“车-线-网”协同联动。

列车自主定位系统是提升列车运行安全性与运输效率的核心支撑,该系统可实时跟踪列车位置及运动状态,及时检测异常并采取防控措施规避事故,还能通过优化行驶路径与速度、辅助精准调度规划,减少能源消耗和列车晚点、拥堵等问题,在降低运营成本的同时提升旅客出行体验。当前国内外列控系统中主流的定位传感器包括应答

器、轮轴速度传感器、多普勒雷达等^[5-6],技术成熟、安全性高、运营稳定,在建设成本与运维模式上已形成成熟体系,综合可靠性与工程经济性具备优势。然而,随着轨道交通朝着智能化、无人驾驶及高密度运营方向持续发展,传统定位体系的不足逐渐显现。首先,定位连续性受限问题较为突出。受轮径偏差、车轮磨耗、空转与打滑等因素影响,里程计易出现位置累积误差,在长距离区间或低附着路面工况下难以维持稳定的定位精度。其次,定位精度难以满足新一代智能运行要求。在无人驾驶、高精度联挂解编、道岔区精确定位等场景中,通常需要亚米级甚至20厘米级的定位水平,传统定位方式已无法满足这类高精度应用需求。此外,应答器为点式设备,只能提供离散位置校正,无法实现连续、全覆盖的位置约束,在隧道、山区等卫星信号受限场景下难以支撑长时间连续自主定位^[7]。

相较于易受环境、信号或设备故障影响而降低定位精度的传统定位系统,自主定位系统依托多传感器融合技术,结合全球导航卫星系统(Global Navigation Satellite System, GNSS)、惯性测量单元、视觉传感器、激光雷达(LiDAR)等设备,可有效提升定位准确性与可靠性。将卫星定位与环境感知辅助定位技术相融合,是面向更高自主等级列车运行控制系统的重要发展方向。其中,激光雷达在复杂环境下具有稳定获取三维特征信息的优势,其轨旁特征物检测能力直接关系到后续特征匹配和定位解算效果。

面向激光雷达增强列车自主定位中的轨旁特征物检测问题,分析卫星导航、视觉传感器与激光雷

达的应用特点,构建由轨旁特征物数据库和车载自主定位模块组成的多源定位方案,贯通目标检测、数据库检索、特征匹配与位置解算流程。研究BiFPN-YOLO检测方法,并基于实测数据验证其检测性能、定位支撑效果与工程适用性,为新型列车自主定位技术提供方法支撑。

1 列车自主定位相关技术研究现状

1.1 基于卫星导航的列车自主定位

全球导航卫星系统在列车定位领域已得到广泛应用与研究^[8]。针对卫星定位误差及定位精度不足等问题,国内外学者主要从差分增强、多源信息融合和地图匹配等方面开展研究,以提高列车定位的精度、连续性与可靠性^[9]。目前,卫星定位技术在铁路场景中的适用性已得到较为系统的研究,并已在部分线路的列车运行控制系统中开展试验验证或工程应用。

卫星定位能够以较低成本提供连续、精确的自主定位,且位置计算不会产生累积误差,但卫星定位的性能不仅与车载卫星定位接收机的性能相关,还与卫星定位空间段、地面控制段及信号传播路径中的环境因素有关,尤其是卫星定位接收机的周边环境^[10]。由于铁路沿线环境较为复杂,不同环境对卫星定位影响程度也不同,在相对开阔的环境中,定位精度相对较高,而在车站、隧道等遮挡较为严重的环境中,定位精度将会降低甚至无法进行定位^[11]。

1.2 基于视觉传感器的列车自主定位

与其他定位方法相比,视觉定位法操作简便,只需通过安装在载体上的相机获取场景图像,之后采用摄影测量学、计算机图像处理技术、模式识别以及深度学习等方式对场景图像进行后续的特征提取、纹理分析或目标识别等,并利用像素坐标与三维空间坐标的转化关系估算得到载体位姿^[12]。视觉系统不需要借助外界设备,拥有完全自主性,故近年来越来越多的定位系统利用视觉传感器作为辅助定位手段。

当前的轨旁地标列车定位方法多依赖于双目或立体视觉系统^[13],以及单目视觉系统^[14]。这些系统通过摄像头获取实时的彩色图像,然后利用这些图像进行进一步的数据处理和定位计算。然而,彩色

图像容易受到多种因素的影响,如天气条件、光照变化等,在一些限制性场景下,传统的彩色图像在捕捉地标信息方面面临挑战,从而影响定位效果。

1.3 基于激光雷达的列车自主定位

激光雷达是一类以激光为主要发射来源,能够准确、迅速地获得目标三维空间数据的主动侦察手段。通过将激光扫描技术、卫星定位与惯性导航技术的融合,利用激光雷达技术可以获取目标的三维或立体影像信息,其具备了迅速、有效和准确的突出优点,被广泛应用于军工和宇航等行业^[15]。机械式扫描是最为成熟、常见且具有大视场和高效率特点的扫描方式。然而,机械式扫描的缺陷和局限性也相应存在,如体积大和质量重等问题。与之相比,具有结构简单、尺寸小等优点的面阵激光雷达可以满足更加先进的交通状态探测技术的要求^[16]。面阵激光雷达通过匀光片将激光均匀地分散至整个目标视场,并用一个二维探测器阵列探测从待测物体表面反射回来的光,面阵激光雷达传感器的工作原理如图1所示。

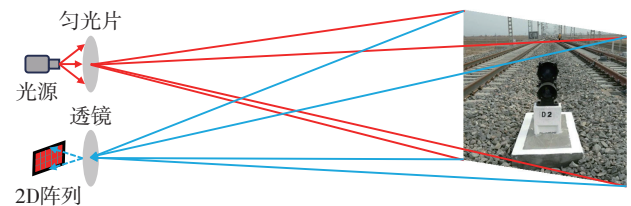


图1 面阵激光雷达传感器的工作原理
Fig.1 Working principle of planar array LiDAR sensor

激光雷达在道路交通自动驾驶领域已形成成熟的技术体系与产业生态,其主动感知、抗干扰能力强、三维数据精准的技术优势,可直接迁移至铁路场景并实现适配优化^[17]。在四网融合场景中,激光雷达能够有效弥补传统定位技术的场景适配短板。在干线铁路的隧道群区段,激光雷达可通过轨旁特征物匹配实现无卫星信号下的连续定位;在城轨的高密度运营场景,其高频数据输出可支撑厘米级定位,缩短列车追踪间隔;在市域铁路的城乡结合部场景,其抗光照、天气干扰的特性可保障复杂环境下的定位稳定性。同时,借助道路交通领域积累的多源数据融合算法与硬件小型化经验,激光雷达可快速与铁路既有感知设备协同工作,加速定位与环境感知一体化技术的工程落地,为四网融合下列车

自主运行控制提供核心技术支撑。

激光雷达在列车运行控制系统中的应用目前多集中于障碍物侵限监测、轨道占用检测等安全防护领域。在障碍物检测方面,其通过激光点云提取轨道,结合坡度角与轨道信息滤除地面点云、聚类障碍物并判别侵限,检测精度较高且能有效提升行车安全性^[18];在轨道及道岔检测方面,相关研究围绕其感知性能需求展开系统分析,结合线路条件、列车运行速度等约束,形成了基于激光雷达的轨道检测基本方案^[19];在高精度地图构建方面,针对地铁长隧道退化场景的建图需求,激光雷达与惯性测量传感器采用紧耦合模式,通过误差卡尔曼滤波实现前端里程计解算、因子图完成后端优化,构建全局位姿图并进行平滑优化,最终实现高精度点云地图构建,为隧道区段列车定位提供可靠支撑^[20]。

综合上述卫星导航、视觉传感器、激光雷达3类列车定位相关技术研究可知,当前铁路列车定位仍面临多维度技术瓶颈。卫星导航在隧道、桥涵密集区存在信号拒止问题,难以支撑连续定位;视觉定位易受光照、天气和遮挡影响,在低照度及复杂背景环境中的稳定性不足;激光雷达虽在三维环境感知、高精度建图等方面展现优势,但现有研究多集中于障碍物检测、轨道状态监测等任务,对轨旁特征物检测如何服务列车定位解算的研究仍不充分。尤其在铁路场景中,轨旁特征物种类固定但尺度差异显著、分布连续且背景复杂,对检测算法的场景适配性提出了更高要求。因此,围绕铁路场景特征,研究兼顾检测精度、鲁棒性与实时性的轨旁特征物检测方法,并进一步建立检测结果与定位解算之间的有效衔接关系。

2 基于激光雷达增强的列车多源自主定位方案

本方案将激光雷达作为卫星定位、视觉传感器和里程计的重要增强信息源,针对卫星定位在复杂铁路环境中易受遮挡、视觉感知稳定性不足以及里程推算存在累积误差等问题,利用激光雷达提供的三维环境信息构建轨旁特征物定位约束。当地面环境导致卫星定位性能下降时,系统通过轨旁特征物检测获取目标类别、距离和角度等信息,并结合视

觉识别结果和里程区间约束实现数据库检索与特征匹配,进一步完成列车位置与姿态解算。该方案的核心在于将轨旁特征物检测结果转化为可用于定位求解的有效约束,从而满足复杂铁路场景下连续自主定位的应用需求。

2.1 方案架构

本方案的整体架构以车载端核心感知与解算为主体、轨旁端无源特征物与数据库为基础,分为轨旁特征物数据库构建和列车车载自主定位两大模块,基于激光雷达增强的列车多源自主定位方案架构如图2所示。方案采用激光雷达与视觉传感器的多模态协同感知机制,其中激光雷达深度图与视觉彩色图分别作为独立输入,进行目标检测与特征提取。在检测阶段,2类数据通过统一的目标检测模型结构分别完成轨旁特征物识别;在定位阶段,再将检测结果与轨旁特征物数据库进行匹配,并结合多源信息完成列车位姿解算。其中,轨旁特征物检测是连接环境感知与定位解算的关键环节,其输出结果直接服务于后续数据库检索、特征匹配与列车位姿求解。

2.1.1 轨旁特征物数据库构建模块

铁路工程建设阶段,铁道部门会沿线路布设轨旁公里标,该类特征物具备全线覆盖、线路内标号唯一、形制统一且空间位置固定的特征,在同一条线路中,公里标标号与经纬度信息呈一一对应关系,通过建立标号与经纬度信息的关联数据库,即可构建用于列车定位的公里标基础数据库。同时选取信号机、停车标、位移观测桩、转辙机等轨旁固有设施作为定位基础特征物。针对山区、隧道等复杂环境区段,为提升定位精度,可按需增设专用轨旁定位标识,以补充位置信息传递载体。

本模块依托试验列车开展轨旁全类型特征物的信息采集工作,在列车车头部署面阵激光雷达与高清工业相机,随列车按实际运营工况正常行驶,完成全线特征物的三维点云与高清彩色图像同步采集,保障采集数据与实际定位场景的一致性。采集过程中,激光雷达实时提取特征物的三维空间轮廓、几何尺寸及相对列车的距离、角度等点云特征数据,高清工业相机同步采集特征物的纹理、色彩、外观轮廓等视觉特征数据;同时结合列车车载

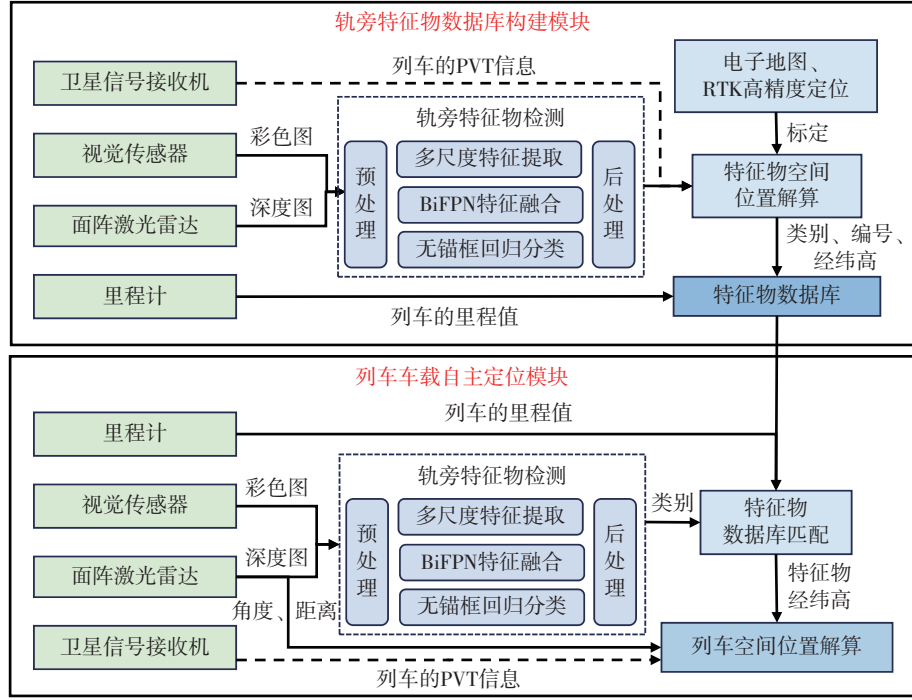


图2 基于激光雷达增强的列车多源自主定位方案架构

Fig.2 Architecture of LiDAR-enhanced multisource autonomous train positioning scheme

卫星定位与里程计，记录各特征物采集时刻对应的线路里程、空间位置等辅助信息，实现特征物特征数据与线路位置的初步关联匹配。

对动态采集的特征物多维度特征数据进行后处理与精准标定，结合高精度RTK定位技术与高精度轨道电子地图，对各特征物的空间位置进行精准解算，确定其经纬度、高程、精准线路里程，以及相对轨道中心线的横向、纵向偏移量等核心位置参数。为每个特征物赋予唯一数字编码，建立编码与点云特征、视觉特征、空间位置信息的一一对应关系。

2.1.2 列车车载自主定位模块

列车车载自主定位模块为方案的核心执行端，集成面阵激光雷达、高清工业相机、里程计及卫星信号接收机，整体部署于列车车头感知区域，以轨旁特征物数据库为定位基准，融合激光雷达三维点云感知与视觉传感器图像识别优势，结合里程计连续里程推算能力，实现列车在复杂场景下的精准自主定位，适配卫星信号有效与拒止场景的自适应定位需求。

考虑到车载嵌入式平台的硬件资源受限，在自主定位阶段采用已训练好的模型，避免实时训练的高计算负荷。通过激光雷达与高清工业相机的协同

感知，同步采集轨旁区域的彩色图像与深度点云数据，利用融合双向特征金字塔网络(Bidirectional Feature Pyramid Network, BiFPN)的YOLOv11目标检测算法对采集数据进行联合检测，该算法通过双向特征金字塔网络强化多尺度特征融合能力，针对轨旁特征物的几何与视觉特征完成模型微调，可实现对公里标、信号机、停车标等各类轨旁特征物的精准分类与特征提取。将检测识别得到的轨旁特征物类别信息输入车载端缓存的轨旁特征物数据库进行特征检索，同时结合里程计输出的列车行驶里程，对数据库中符合里程区间约束的特征物进行精准匹配。

若匹配成功，直接调取数据库中该特征物对应的经纬度、高程等精准空间位置先验信息。设激光雷达坐标系为 L ，车体坐标系为 B ，地理坐标系为 G 。第 i 个轨旁特征物相对于激光雷达的距离为 r_i ，水平观测角为 θ_i ，俯仰观测角为 φ_i ，则其在激光雷达坐标系下的坐标可表示为

$$L_{p_i} = \begin{bmatrix} r_i \cos \theta_i \cos \varphi_i \\ r_i \sin \theta_i \cos \varphi_i \\ r_i \sin \varphi_i \end{bmatrix} \quad (1)$$

考虑激光雷达与车体之间的固定安装外参，特

征物在车体坐标系下的坐标为

$$\mathbf{B}_{p_i} = \mathbf{R}_{LB} \mathbf{L}_{p_i} + \mathbf{t}_{LB} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{R}_{LB}$ 和 $\mathbf{t}_{LB}$ 分别为激光雷达坐标系到车体坐标系的旋转矩阵和平移向量。

设列车在地理坐标系下的位置为 $\mathbf{G}_{p_0}$, 车体坐标系到地理坐标系的旋转矩阵为 $\mathbf{R}_{BG}$, 数据库中第 i 个特征物的已知坐标为 $\mathbf{G}_{p_i^{db}}$, 则有

$$\mathbf{G}_{p_i^{db}} = \mathbf{G}_{p_0} + \mathbf{R}_{BG} \mathbf{B}_{p_i} \quad (3)$$

由此可得列车位置解算公式。

$$\mathbf{G}_{p_0} = \mathbf{G}_{p_i^{db}} - \mathbf{R}_{BG} (\mathbf{R}_{LB} \mathbf{L}_{p_i} + \mathbf{t}_{LB}) \quad (4)$$

通过上述坐标转换与位置解算, 轨旁特征物的相对观测信息可转化为列车在地理坐标系下的绝对位置信息。若匹配失败, 则判定为出现识别误差, 并由里程计、惯性测量单元或卫星定位结果维持短时定位连续性。

在上述2个模块中, 轨旁特征物目标检测贯穿数据库构建与车载实时定位全过程, 是激光雷达增强列车自主定位的关键基础环节。在数据库构建阶段, 目标检测质量直接影响轨旁特征物样本采集的完整性、类别标注的准确性及其空间位置信息建库质量; 在车载实时定位阶段, 目标检测结果进一步作为数据库检索、候选特征物匹配和列车位姿解算的前置输入, 其准确性直接关系到特征匹配可靠性和定位解算精度。因此, 目标检测方法的性能已不只是影响识别结果本身, 也决定了激光雷达感知信息能否有效转化为列车定位约束。考虑到铁路场景下轨旁特征物存在尺度差异大、背景干扰强、光照变化明显、小目标占比较高等特点, 开展面向铁路环境适配的目标检测优化, 是保障列车自主定位连续性、可靠性和工程可用性的关键。

2.2 BiFPN-YOLO 目标检测算法

针对铁路轨旁特征物检测中存在的小目标占比高、目标尺度跨度大、轨旁背景干扰复杂以及运行环境连续变化显著等问题, 本研究对YOLOv11的特征融合网络进行改进, 引入双向特征金字塔网络, 提出一种面向铁路场景适配优化的BiFPN-YOLO目标检测算法, BiFPN-YOLO网络结构如图3所示。该改进聚焦于强化多尺度特征的融合效率与传递能力, 在保留YOLOv11原有的轻量化、高推理速度、无锚框检测等优势的基础上, 提升模型对公里标、

信号机、停车标、位移观测桩等小尺度轨旁特征物的识别能力, 并增强复杂背景条件下目标与非目标区域的区分能力, 从而为后续轨旁特征匹配与列车定位解算提供更加稳定、可靠的检测结果。

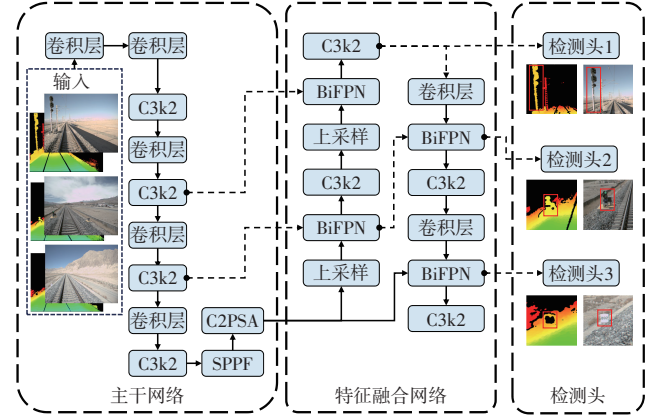


图3 BiFPN-YOLO网络结构

Fig.3 BiFPN-YOLO network architecture

在骨干特征提取阶段, 算法采用YOLOv11的Backbone网络, 以激光雷达与视觉相机的彩色图与深度图为输入, 采用独立输入与独立检测的方式进行处理, 即分别对深度图与彩色图执行目标检测任务, 提取轨旁特征物的类别与位置特征信息。通过多阶段的卷积、批归一化、激活函数及池化操作, 完成对输入数据的特征提取, 生成3个不同尺度的特征图。其中浅层特征图保留轨旁特征物的边缘、纹理、几何轮廓等细节特征, 深层特征图包含特征物的类别、整体形态等语义特征。

在特征融合阶段, 引入特征金字塔网络结构 (Feature Pyramid Network, FPN)。FPN结构与BiFPN结构如图4所示。FPN通过构建自上而下的传播路径, 对包含高层抽象语义的特征图进行上采样, 并借助横向连接在同一尺度特征层面完成信息融合, 实现高级语义信息的传递与复用, 如图4a所示。FPN以第3—7级输入特征 $P_{in} = (P_{in}^3, P_{in}^4, \dots, P_{in}^7)$ 作为输入, 其中 P_{in} 表示分辨率为输入图像 $1/2^i$ 的特征层, 采用自上而下的方式聚合多尺度特征。

$$\begin{aligned} P_{out}^7 &= \text{Conv}(P_{in}^7) \\ P_{out}^6 &= \text{Conv}(P_{in}^6 + \text{Resize}(P_{out}^7)) \\ &\vdots \\ P_{out}^3 &= \text{Conv}(P_{in}^3 + \text{Resize}(P_{out}^4)) \end{aligned} \quad (5)$$

式中: Resize 为上采样或下采样操作, 用于实现分辨率匹配; Conv 为卷积操作, 用于特征处理。

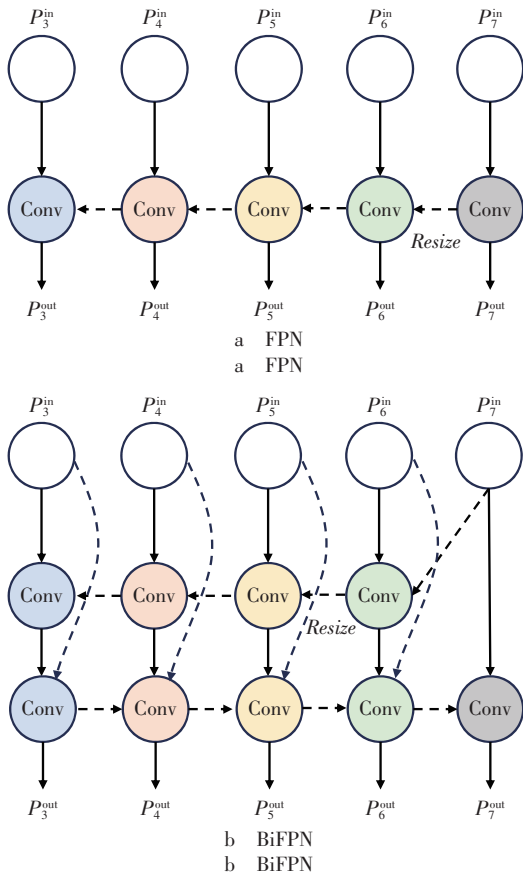


图4 FPN结构与BiFPN结构

Fig.4 FPN and BiFPN architectures

传统FPN结构仅支持单向信息流动，对底层细节信息和高层语义信息的双向交互支持有限，在铁路轨旁目标检测任务中容易出现小目标特征表达不足和复杂背景抑制不充分等问题。BiFPN采用基于路径增强的双向特征融合策略，构建自上而下与自下而上并行的跨尺度融合通道，实现更高效的双向信息交互。以YOLOv11骨干网络输出的3个不同尺度特征图作为输入，在传统采样融合路径基础上增加下采样融合路径，使浅层的边缘、纹理和几何轮廓信息与深层的类别语义信息在多尺度层面充分交互互补，增强模型对公里标、百米标、位移观测桩等小尺度轨旁特征物的感知能力。同时，BiFPN为不同尺度和不同路径的特征分配可学习权重，使网络能够自适应突出有效目标信息并抑制背景噪声，提升复杂铁路环境中的检测稳定性和针对性。

在检测头预测阶段，算法采用无锚框检测头设计，基于BiFPN输出的增强特征图进行轨旁特征物的目标检测与分类。检测头通过解耦头结构分别实现目标框回归与类别分类，其中目标框回归模块对轨旁特征物在图像中的空间位置进行精准预测，输出特征物的边界框坐标，结合激光雷达的深度信息可进一步解算得到特征物相对列车的空间角度与距离；类别分类模块针对公里标、信号机、位移观测桩等轨旁特征物类别进行精准识别与概率输出，为后续车载定位模块的特征匹配提供明确的特征物类别信息。

3 实验结果与分析

实验数据来源于某铁路现场的实地采集，采用激光雷达与视觉传感器同步获取环境信息。数据集由激光雷达深度图与对应的视觉彩色图组成，共计4 328组样本。数据采集覆盖多种典型铁路运行场景，包括开阔平原区段、山区丘陵区段、站场区域以及隧道遮挡区段等，能够反映不同环境条件下轨旁特征物的分布特性与视觉表现差异。

为保证数据的代表性与多样性，数据采集过程中涵盖了不同光照条件以及复杂背景干扰情况，同时包含多种尺度差异明显的轨旁特征物目标。数据集中共包含高柱信号机、矮柱信号机、转辙机、公里标、百米标、停车标、位移观测桩及铁路信号箱盒8类目标。数据集中各类别的目标检测数量如表1所示。每类轨旁特征物均采用图像与激光雷达数据进行对照展示，轨旁特征物示意图如图5所示。其中，左侧为车载相机采集的图像数据，右侧为激光雷达点云经投影及伪彩色编码后形成的距离图，红色矩形框标示了对应轨旁特征物的位置。上述目标类别覆盖了铁路定位场景中具有代表性的轨旁固定设施，可用于验证所提方法对多尺度、多类型轨旁特征物的检测能力。在数据划分方面，按照8 : 1 : 1的比例将数据集划分为训练集、验证集和测试集，以保证模型训练与评估的合理性与可靠性。该数据集在目标尺度分布、场景复杂度及环境

表1 数据集中各类别的目标检测数量

Tab.1 Number of detected objects in each dataset category

类别	高柱信号机	矮柱信号机	转辙机	公里标	百米标	停车标	位移观测桩	铁路信号箱盒
数量	340	697	421	214	643	115	1 609	1 703

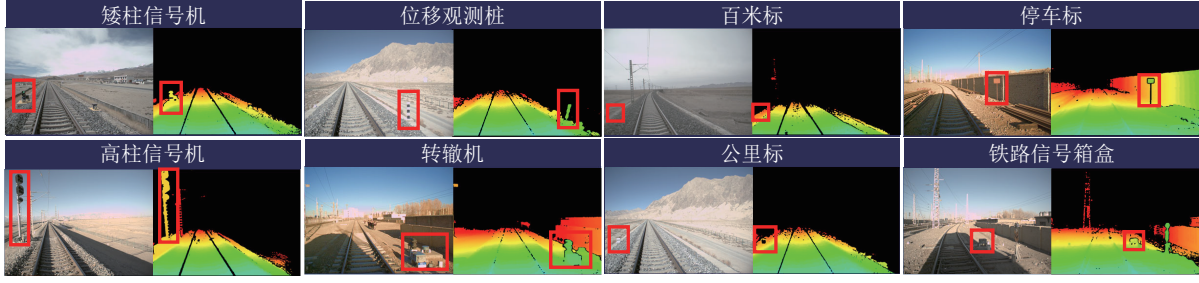


图5 轨旁特征物示意图

Fig.5 Schematic of trackside features

多样性方面具有良好覆盖,可有效用于验证所提方法在铁路复杂环境中的检测性能与适应能力。

实验硬件平台搭载 Windows 11 操作系统,核心处理器为 Intel (R) Core (TM) i9-14900HX, 配备 32 G 运行内存与 GeForce RTX 4080 16 GB 独立显卡。算法开发与编码基于 PyCharm 平台完成,开发语言为 Python 3.9,深度学习训练与推理依托 PyTorch 框架实现,配套 CUDA 12.0 加速计算环境。模型训练阶段,单批次训练显存占用稳定在 11.2~12.8 GB, GPU 平均功耗约 145 W, CPU 平均负载约 58%;模型推理阶段,单帧图像识别显存占用约 3.6~4.2 GB, GPU 功耗约 65~78 W, CPU 负载约 22%~28%。

为验证 BiFPN-YOLO 模型对轨旁特征物的检测性能,以真阳性(True Positive, TP)、假阳性(False Positive, FP)、假阴性(False Negative, FN)为基础计算指标,选取平均精度均值(mean Average Precision, mAP)作为模型检测性能的核心评价指标,各指标具体计算方式如下。

召回率表征模型对样本中正例目标的识别能力,为真阳性与真阳性、假阴性之和的比值,反映模型检测的全面性,如式(6)所示。

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

精确率表征模型检测结果中真阳性的占比,为真阳性与真阳性、假阳性之和的比值,反映模型检测的准确性,如式(7)所示。

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (7)$$

平均精度用于衡量模型在单一类别上的检测性能,其数学意义为以召回率为横轴、精确率为纵轴绘制的 P-R 曲线与坐标轴围成的面积,如式(8)所示。

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (8)$$

$mAP@50$ 表征交并比阈值取 0.5 时模型对所有

检测类别的平均检测精度,反映模型在常规匹配严格度下的整体检测能力,其计算如式(9)所示。

$$mAP@50 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i@50 \quad (9)$$

式中: n 为模型检测的轨旁特征物类别总数; $AP_i@50$ 为第*i*类特征物在交并比阈值为0.5时的平均精度。

$mAP@50-95$ 表征交并比阈值从 0.50 至 0.95 以 0.05 为步长的 10 个梯度下,模型平均精度均值的算术平均值,综合衡量不同匹配严格度下模型的检测精度,更能反映模型检测的鲁棒性与精准性,其计算如式(10)所示。

$$mAP@50-95 = \frac{1}{10} \sum_{k=0}^9 mAP_i@0.50 + 0.05k \quad (10)$$

式中: $mAP_i@0.50 + 0.05k$ 表示交并比阈值依次取 0.50, 0.55, 0.60, ..., 0.95 时对应的模型 mAP 值。

模型训练总轮次设为 300 轮,优化器选用随机梯度下降,初始学习率设置为 0.01,权重衰减系数为 0.000 5;学习率衰减采用余弦退火策略,且设置学习率最低值为 0.000 1。为探究 BiFPN 模块对模型检测性能的优化作用,优化前的 YOLOv11 模型与优化后的 BiFPN-YOLO 模型采用同一数据集开展训练,且全程配置完全相同的训练参数,2 种模型的平均精度均值对比曲线如图 6 所示。

由图 6 可知,训练初期 BiFPN-YOLO 模型的 $mAP@50$ 与 $mAP@50-95$ 略低于原始 YOLOv11 模型,

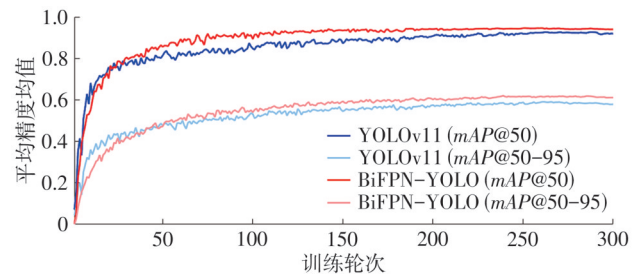


图6 平均精度均值对比曲线

Fig.6 Comparison of mean average precision curves

这是因为 BiFPN 模块引入了新的特征融合路径与可学习权重参数,模型需要一定训练轮次完成参数适配与有效特征学习。随着训练迭代的推进, BiFPN-YOLO 模型的 $mAP@50$ 与 $mAP@50-95$ 逐步超过原始 YOLOv11,并在约 100 轮后趋于稳定。该结果表明,引入 BiFPN 后,模型能够更有效地完成多尺度特征融合,在铁路轨旁目标尺度差异大、背景复杂的场景中获得更优检测精度和更强鲁棒性。此外,为全面验证 BiFPN-YOLO 模型的检测性能,将该模型与现有检测算法进行对比实验,各算法的性能测试结果如表 2 所示。

表 2 各算法的性能测试结果
Tab.2 Performance test results of different algorithms

算法	每帧推理时间/ms	召回率/%	精确率/%	$mAP@50\%$	$mAP@50-95\%$
SSD ^[21]	58.6	73.83	84.33	82.30	44.43
Faster-RCNN ^[22]	89.2	81.04	86.28	87.22	51.56
YOLOv8	28.3	89.18	88.57	91.83	56.12
YOLOv11	21.1	88.92	90.56	92.54	56.68
BiFPN-YOLO	22.7	90.07	94.47	94.65	61.60

由表 2 可知,本研究提出的 BiFPN-YOLO 模型在轨旁特征物检测的核心精度指标中均表现最优,相较于 SSD, Faster-RCNN, YOLOv8 及 YOLOv11 等对比算法,模型的综合检测性能实现全方位提升,充分验证了 BiFPN-YOLO 模型在铁路轨旁特征物检测场景中的适用性与优越性。该模型的每帧推理时间为 22.7 ms,略高于原始 YOLOv11 的 21.1 ms,这是由于新增的 BiFPN 双向特征融合模块增加了少量特征计算量,但仍远低于 SSD, Faster-RCNN 与 YOLOv8,保持了较高的推理效率,能够满足列车运行过程中轨旁特征物实时检测的工程需求。在召回率指标上, BiFPN-YOLO 模型的检测召回率达 90.07%,相较于原始 YOLOv11 提升 1.15%,较 Faster-RCNN, SSD 分别提升 9.03% 和 16.24%,显著提升了轨旁特征物的目标识别覆盖率,能够有效解决复杂背景、多尺度目标场景下的漏检问题,对高柱信号机、百米标等小样本、小尺寸轨旁特征物的识别能力得到大幅增强。

在精确率方面,引入 BiFPN 后模型在多尺度目标检测及复杂背景适应方面具有更优表现,较 YOLOv11 提升 3.91%,对比 YOLOv8, Faster-RCNN, SSD 分别提升 5.90%, 8.19% 和 10.14%,降低了检

测过程中的假阳性判定概率,体现出 BiFPN-YOLO 模型对轨旁特征物与轨道周边背景干扰物的区分能力更优,目标判定的准确性显著高于其他对比算法。在核心检测精度指标上, BiFPN-YOLO 模型的 $mAP@50$ 指标达 94.65%,相较于原始 YOLOv11 提升 2.11%,较 YOLOv8, Faster-RCNN, SSD 分别提升 2.82%, 7.43%, 12.35%,在交并比阈值为 0.5 的常规匹配标准下,实现了 8 类轨旁特征物整体检测精度的提升。而更能体现模型综合检测鲁棒性的 $mAP@50-95$ 指标,该模型提升至 61.60%。这表明模型的检测稳定性更强,对轨旁特征物的特征提取与特征匹配能力更优,可精准识别复杂铁路场景下的各类轨旁特征物,在牺牲少量推理时间的前提下实现了检测精度的大幅提升,为列车多源自主定位中的轨旁特征物检测环节提供可靠的技术支撑,保障后续列车定位解算的精准性与连续性。

选取列车在开阔平原、山区丘陵及隧道遮挡 3 类典型运行场景开展定位精度对比实验,不同方法定位精度均值如表 3 所示。卫星定位性能受运行场景影响显著,在开阔平原场景下定位精度均值 1.25 m,在山体遮挡的山区丘陵弱信号场景下,定位精度均值大幅下降至 5.72 m,在隧道遮挡等信号拒止场景下则完全无法实现有效定位。而本研究所提的列车多源自主定位方案受场景限制小,在轨旁特征物布设充足的条件下,可在各类场景中保持稳定的定位性能,定位精度均值仅为 1.06 m,充分验证了本方案在跨场景运行中的定位稳定性与可靠性。

表 3 不同方法定位精度均值
Tab.3 Mean positioning accuracy of different methods

方法	运行场景	定位精度均值
卫星定位	开阔平原	1.25
	山区丘陵	5.72
	隧道遮挡	—
BiFPN-YOLO 检测定位	开阔平原	1.06
	山区丘陵	
	隧道遮挡	

4 结束语

针对四网融合场景下轨道交通跨制式运行、复杂环境定位连续性不足等难题,构建轨旁无源特征物数据库与车载自主定位双模块架构,适配铁路隧道、山区等卫星信号拒止/弱信号场景,降低传统

定位对轨旁有源设备的依赖；提出面向铁路轨旁特征物的BiFPN-YOLO检测算法，通过双向特征融合与自适应权重分配，减少多尺度目标、复杂背景下漏检误检问题，检测精度与鲁棒性显著提升；建立检测与定位解算深度耦合的技术路径，将高精度目标检测直接用于列车空间位置解算，实现测试场景稳定定位。基于实地采集样本的验证结果表明，改进后的检测算法有效提升了轨旁特征物识别的精度与鲁棒性，为定位解算提供了精准的特征信息。跨场景定位实验表明，在轨旁特征物布设充足且匹配可靠的条件下，所提方案能够保持较稳定的定位性能。但当前LiDAR深度图与视觉彩色图的多模态融合程度不足，在极端天气、目标遮挡及复杂动态干扰条件下，检测与匹配稳定性仍有提升空间。后续将围绕多模态深度融合与复杂环境鲁棒感知展开研究，进一步提升轨旁特征物检测与列车定位解算的连续性和可靠性。

参考文献：

- [1] 潘昭宇. 多层次轨道交通规划技术体系研究[J]. 铁道标准设计, 2022, 66(5): 7-14.
PAN Zhaoyu. Research on Multi Level Rail Transit Planning Technology System[J]. Railway Standard Design, 2022, 66(5): 7-14.
- [2] 张心仪, 陶思宇, 彭其渊, 等. 综合客运枢纽多模式交通时刻表优化研究综述[J]. 铁道运输与经济, 2026, 48(7): 1-13.
ZHANG Xinyi, TAO Siyu, PENG Qiyuan, et al. Literature Review on Timetable Optimization for Multi-Modal Transportation in Integrated Passenger Transport Hubs[J]. Railway Transport and Economy, 2026, 48(7): 1-13.
- [3] 张友兵, 崔佳诺, 陈志强, 等. 支持四网融合的列控系统关键技术解决方案研究[J]. 都市快轨交通, 2024(5): 21-28.
ZHANG Youbing, CUI Jianuo, CHEN Zhiqiang, et al. Research on Key Technical Solutions for Train Control System Supporting the Integration of Four Networks in Rail Transit[J]. Urban Rapid Rail Transit, 2024(5): 21-28.
- [4] 郭进. 铁路信号基础(第2版)[M]. 北京: 中国铁道出版社, 2017.
- [5] 王丹丹. 国外轨道交通列控技术发展新趋势研究[J]. 铁路通信信号工程技术, 2026, 23(6): 58-64.
WANG Dandan. Research on New Global Development Trends of Train Control Technology for Rail Transport[J]. Railway
- Signalling and Communication Engineering, 2026, 23(6): 58-64.
- [6] JIANG W, CHEN S R, CAI B G, et al. A Multi-Sensor Positioning Method-Based Train Localization System for Low Density Line[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2018, 67(11): 10425-10437.
- [7] 倪秀琳. 基于LoRa的应答器辅助定位系统[J]. 电子测量技术, 2023, 46(18): 179-185.
NI Xiulin. Balise Auxiliary Positioning System Based on LoRa[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(18): 179-185.
- [8] BEUGIN J, MARAIS J. Simulation-Based Evaluation of Dependability and Safety Properties of Satellite Technologies for Railway Localization[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2012, 22: 42-57.
- [9] 刘江, 陈华展, 蔡伯根, 等. 基于非参数贝叶斯模型的列车卫星定位方法[J]. 铁道学报, 2020, 42(1): 59-68.
LIU Jiang, CHEN Huazhan, CAI Bogen, et al. Satellite-Based Train Positioning Method Based on Non-Parametric Bayesian Model[J]. Journal of the China Railway Society, 2020, 42(1): 59-68.
- [10] EGEA-ROCA D, ARIZABALETA-DIEZ M, PANY T, et al. GNSS User Technology: State-of-the-Art and Future Trends[J]. IEEE Access, 2022, 10: 39939-39968.
- [11] MIKHAYLOV D, AMATETTI C, POLONELLI T, et al. Toward the Future Generation of Railway Localization Exploiting RTK and GNSS[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 8502610.
- [12] 边原, 赵俊清. 智能识别与空间定位技术在高速铁路车站的应用研究[J]. 铁道运输与经济, 2024, 46(2): 97-104.
BIAN Yuan, ZHAO Junqing. Application Research of Intelligent Recognition and Spatial Localization Technology in High Speed Railway Stations[J]. Railway Transport and Economy, 2024, 46(2): 97-104.
- [13] 原培新, 蔡灿, 曹文伟, 等. 基于双目立体视觉的列车目标识别和测距技术[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2022, 43(3): 335-343.
YUAN Peixin, CAI Da, CAO Wenwei, et al. Train Target Recognition and Ranging Technology Based on Binocular Stereoscopic Vision[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2022, 43(3): 335-343.
- [14] LI W, YANG Y Y, CHAI M, et al. Monocular Ranging Based on Camera Pose in Visual Train Positioning[EB/OL]. (2025-

(下转第46页)