中图法分类号:TP391.4; TP18　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1006-8961(XXXX)XX-0001-27

论文引用格式: Ouyang Huan, Fan Dazhao, Yang Wen, Wang Huanzhi, Zhang Rui. A Review on Comprehensive Remote-Sensing Detection and Deployment of Low-Altitude Weak-Response Aviation Obstacles[J/OL]. Journal of Image and Graphics, XXXX:1-27. DOI: 10.11834/jig.260473.
(欧阳欢, 范大昭, 杨文, 王焕志, 张瑞. 低空飞行弱响应障碍物遥感综合探测与应用部署综述[J/OL]. 中国图象图形学报, XXXX:1-27. DOI: 10.11834/jig.260473.)[DOI:10.11834/jig.260473]

低空飞行弱响应障碍物遥感综合探测与应用部署综述

欧阳欢[1,2], 范大昭[2*], 杨文[1], 王焕志[1], 张瑞[1]

1. 93920部队, 陕西汉中　723000; 2. 信息工程大学地理空间信息学院, 河南郑州　450001

摘　要: 近年来, 国内低空经济快速发展, 相关产业规模持续扩大。广域基础设施建设推动电力塔、通信塔、风力发电机等杆件、桁架式结构的航空障碍物数量显著增长, 对低空经济运行安全形成制约。该类目标在多模态遥感数据中特征响应较弱, 加之障碍物排查往往覆盖数千平方公里范围, 传统作业模式难以兼顾探测的高精度与高时效性。多模态遥感与智能解译手段为弱响应障碍物的自动化排查提供了技术基础。本文以广域障碍物事先探测及应用部署为主线, 首先围绕光学影像-激光点云联合感知的弱响应障碍物探测全链路, 系统梳理点云非地面点簇提取、弱响应障碍物智能识别、电力设施拓扑关联推理、障碍物结构描述与轻量化表征等关键技术的研究进展, 剖析现有算法在广域障碍物快速排查场景下的适用性与局限性。然后聚焦障碍物数据组织、编码方法及应用部署相关问题, 梳理面向全量数据管理与边缘端数据应用的现有技术方案, 结合低空经济业务场景剖析现存局限及适用方案, 并给出障碍物数据的多领域应用方向。最后提出弱响应航空障碍物遥感探测与应用部署环节亟待突破的前沿问题, 以期为航空障碍物智能感知及飞行安全应用提供参考。

关键词: 低空飞行安全; 弱响应航空障碍物; 多模态遥感探测; 目标智能识别; 轻量化三维表征; 数据组织与编码

A Review on Comprehensive Remote-Sensing Detection and Deployment of Low-Altitude Weak-Response Aviation Obstacles

Ouyang Huan[1,2], Fan Dazhao[2*], Yang Wen[1], Wang Huanzhi[1], Zhang Rui[1]

1. Unit 93920, Hanzhong 723000, Shaanxi, China; 2. School of Geospatial Information, Information Engineering University, Zhengzhou 450001, Henan, China

Abstract: Driven by the booming low-altitude economy, urban air mobility, drone logistics, low-altitude sightseeing, and agricultural plant protection are expanding rapidly, raising airspace density and operational complexity, while slender and truss-type aviation obstacles such as transmission towers, communication towers, wind turbines, and high-rise buildings have become primary physical threats to low-altitude flights. Statistics show that more than 60 percent of recurring U.S. aviation accidents between 2021 and 2025 occurred during low-altitude cruise and maneuver phases, highlighting the necessity of accurate obstacle spatial distribution for flight safety. These obstacles generally exhibit weak feature responses in multimodal remote-sensing data, and obstacle screening often covers thousands of square kilometers, making traditional manual measurement and regular patrols limited to airport-adjacent areas unable to meet high-precision and high-timeliness requirements. Although high-resolution remote sensing and deep learning have enabled intelligent obstacle extraction, existing reviews rarely connect remote-sensing interpretation with deployable decision-support information for aviation systems. Targeting pre-flight obstacle perception in free airspace, this review refers to a 46-meter elevation threshold from

收稿日期:2026-07-31; **修回日期**:2026-10-30

*通信作者: 范大昭, 男, 教授, 主要研究方向为摄影测量与遥感。E-mail:fdzcehui@163.com

© 中国图象图形学报版权所有

military aviation specifications and planar and vertical accuracy requirements of 3 meters and 5 meters with reference to ICAO Class-II region standards, distinguishes airport clearance from free-airspace scenarios and pre-screening from real-time detection, and establishes a three-tier end-to-end framework proposed in this review covering multimodal data acquisition and preprocessing, obstacle detection with lightweight representation, and data organization and application deployment. Three major challenges are identified: the tension among wide-area coverage, high accuracy, and frequent updating; the reliability bottleneck of intelligent processing caused by weak features, sparse sampling, and background confusion; and the disconnect between detection outputs and deployable decision-support parameters, which hinders the translation of remote-sensing products into operational aviation services. Visible-light cameras and LiDAR are identified as core complementary data sources, providing rich texture semantics and accurate 3D geometric information to jointly mitigate complex ground background interference. Within the detection pipeline, four representative technical branches are reviewed. First, for fast non-ground point extraction from massive point clouds, object-recognition-based and filtering-based methods are compared, including traditional algorithms such as progressive morphological filtering, progressive TIN densification, cloth simulation, and clustering-based segmentation, as well as deep learning methods based on 2D projection, 3D voxelization, and raw point cloud processing; a hybrid strategy combining elevation mutation and density anomaly detection is highlighted for high recall and efficiency in large-scale scenes. Second, point-cloud-guided multimodal obstacle recognition is reviewed, focusing on lightweight network design, multi-scale feature fusion, 3D geometric post-validation, and recall-oriented loss functions for weak-response obstacles such as lattice transmission towers; data-level, feature-level, and decision-level fusion strategies are analyzed, covering methods such as MV3D, PointPainting, BEVFormer, EPNet, MVX-Net, CAMF-Det, BEVFusion, and CLOCs. Third, spatial-topology-inference approaches for power-line corridors are examined, integrating geometric constraints, catenary physical verification, and graph neural networks; reverse topology completion repairs missed tower detections, while standardized transmission-line erection specifications filter out physically implausible connections in mountainous or vegetated areas. Fourth, voxel-based parametric modeling, a promising yet still-emerging lightweight representation, is reviewed, retaining topological fidelity while reducing data volume for onboard real-time computation, which only requires voxel dimensions and occupancy coordinates to enable low-latency collision distance calculation for onboard route planning; bounding-box/cylinder, skeleton-driven, and surface-fitting methods are also evaluated. This representation is particularly suitable for edge devices with limited computing and storage resources, enabling efficient deployment in real-world low-altitude operations. Concerning engineering deployment, this review analyzes limitations of the ICAO-centered obstacle-data framework, including insufficient 3D geometric expression, poor dynamic-update support, and lack of low-altitude-economy-specific attributes. A three-layer data-organization system proposed in this review is generalized: a basic compatibility layer aligned with ICAO standards, an entity-representation layer covering multimodal information such as 3D bounding boxes and dynamic status, and a general extension layer for full-lifecycle quality control. Hybrid encoding strategies combining markup languages, tabular formats, and compact binary codes are recommended for ground management, preprocessing, and onboard systems. Typical applications include vertiport clearance management, 3D aeronautical chart production, flight-mission-planning integration, and onboard obstacle-warning subsystems. Finally, future research directions are outlined, including remote-sensing data super-resolution enhancement, few-shot obstacle recognition under limited labels, near-real-time dynamic obstacle perception, standardized data-organization specifications, cloud-edge collaborative computing frameworks, and the establishment of unified evaluation benchmarks for obstacle perception. Practical field validation deserves further attention as well. This review connects remote-sensing interpretation with engineering deployment, shifts the evaluation paradigm from geometric accuracy in traditional surveying to safety-margin assurance in flight safety, and provides a systematic technical reference for low-altitude flight safety and the scaled development of the low-altitude economy.

Key words: low-altitude flight safety; weak-response aviation obstacle; multimodal remote sensing detection; intelligent object recognition; lightweight 3D feature representation; data organization and encoding

论文引用格式: Ouyang Huan, Fan Dazhao, Yang Wen, Wang Huanzhi, Zhang Rui. A Review on Comprehensive Remote-Sensing Detection and Deployment of Low-Altitude Weak-Response Aviation

© 中国图象图形学报版权所有

Obstacles [J/OL]. Journal of Image and Graphics. DOI: 10.11834/jig.260473.（欧阳欢，范大昭，杨文，王焕志，张瑞. 低空飞行弱响应障碍物遥感综合探测与应用部署综述[J/OL]. 中国图象图形学报. DOI: 10.11834/jig.260473.）

0 引 言

近年来，国内低空经济相关产业保持高速增长，城市空中交通、无人机物流、低空观光游览、农林植保等飞行场景运行频次持续提升，使得航空器在空域内的运行密度与复杂度显著增加（Yan等，2026）。输电塔、风力发电机、高层建筑及探空设备等航空障碍物（下称障碍物）作为低空/超低空飞行的主要物理威胁，其数量随基建规模扩张急剧攀升，现已对低空飞行安全构成严重威胁（张翔宇，2016）。长期航空安全统计表明，多数航空事故集中在起飞、进近着陆等低空飞行阶段。因此，准确掌握障碍物的空间分布是保障飞行安全的重要前提（李明捷和石荣，2011；蔡良才等，2005）。面对低空经济产业的快速发展，建立一套面向自由空域的障碍物快速探测、更新与应用部署的完整技术链路（Vera-Yanez等，2023；杜金星等，2025），已成为保障低空飞行安全的迫切任务。

传统的航空障碍物排查主要依赖人工实地测量和常态化巡检（王建国等，2012），排查范围主要为机场及周边区域，以保障军/民航飞行起降安全。然而，低空经济发展需要在自由空域内提供高频、高精度的障碍物数据保障，传统排查模式已无法满足低空飞行的实际需求。近年来，高分辨率对地观测技术与深度学习方法的快速发展，使得从多模态遥感数据中智能提取障碍物信息成为可能（Causa and Fasano，2024；Wang等，2025）。现有技术积累虽在通用目标检测、语义分割及三维重建等领域取得了长足进步，但电力塔、风力发电机等障碍物在遥感数据中弱特征响应特性使得现有算法的适用性严重下降。且绝大多数研究止步于二维检测框输出或基础模型生成，与真实应用需求存在差距。与此同时，已有的综述多围绕特定算法或单一模态数据展开精细算法分析（Vera-Yanez等，2023；Wang等，2025；万航和吴晓群，2025），缺乏以航空飞行安全为主线的系统性梳理，对探测成果向可部署信息转化的关键环节关注不足。如何从多模态遥感数据中准确解算出障碍物的空间位置、语义信息与几何信息，并通过轻量化建模与高效编码使其能够服务于飞行安全决策，仍是数据到应用间的关键堵点。

基于此，本文区分“机场净空”与“自由空域”两类场景，以及“事先排查”与“实时探测”两种范式，以自由空域障碍物事先排查及工程应用为导向，系统综述了广域航空障碍物遥感综合探测及应用部署的完整技术链路；据此提出“数据获取与预处理-遥感探测与轻量化表征-数据组织与应用部署”的三层技术分类体系，重点梳理其中涉及的非地面点探测、目标智能识别、轻量化信息表征、全量数据组织、数据编码等关键技术。研究旨在将遥感解译成果转化为结构化障碍物信息，进而满足航线规划与避障决策的基础数据需求，为低空经济的规模化发展与飞行安全保障提供技术支撑。

1 障碍物探测问题定义与研究框架

1.1 障碍物的定义与核心要素

1.1.1 航空障碍物的基本定义

一般认为，突出地表且具有一定高度的自然或人工地物都可能对飞行构成威胁，均可视为航空障碍物。但由于军/民航应用场景的不同，目前国际上尚无统一的障碍物判定标准。民航领域主要关注飞机起降时的安全问题，国际民航组织（International Civil Aviation Organization，ICAO）在《ICAO附件14-机场》中定义了机场周边障碍物限制面（Bagdi等，2023），利用限制面的高程要求来判定障碍物，并规定以机场为中心，半径55km以内作为检测区域。对于高程精度控制，ICAO根据与飞行安全的相关性将障碍物评估区域划分为1至4区，随着区域从广域向机场关键运行区域逐级收窄，数据精度要求也逐级提高（ICAO，2018）。很多国家在ICAO基础上结合自身实际情况制定“民用机场飞行区技术标准”，也基本沿用了相关定义。

军航方面，除机场净空区内的航空障碍物外，还十分注重低空/超低空区域、自由空战场等的障碍物排查。美军规定目标区域内所有高于地面46米的地形、地物都对飞行构成威胁，被视为航空障碍物，并以28/56天为周期更新航空障碍物相关产品，反映了超低空飞行对障碍物感知的极端敏感性。

© 中国图象图形学报版权所有

低空经济(低空飞行安全)场景中,无人机物流、城市空中交通和低空旅游等新兴领域需要广域范围内的飞行安全综合信息,其对航空障碍物的感知与规避需求更为迫切。然而,专门针对低空经济的障碍物标准仍未出台,相关定义尚不统一。分析可知,低空经济发展要求掌握目标空域内的所有障碍物数据信息,而不局限于机场周边。在此背景下,本文借鉴美军超低空飞行规范中的46 m高程作为参考阈值,精度方面则参考ICAO中规定的Ⅱ类区域精度要求(平面3m/高程5m)进行技术综述。需要说明的是,上述参考阈值非强制判定标准,实际应用可适配各类自定义高程判别条件。

1.1.2 障碍物信息描述核心要素

当前,航空障碍物信息的表达要素仍未统一。有效描述航空障碍物涉及多个维度的信息,综合国际民航组织、美国联邦航空管理局、欧洲航空安全局、中国民用航空局等多家机构的障碍物排查规范可知(ICAO, 2018; FAA, 2019; EUROCONTROL, 2019),障碍物的关键性信息可分为属性信息与几何信息两大类。属性信息包含语义属性(类型、灯光标识、独立性等)与动态状态(如临时或永久)等。几何信息描述障碍物的空间形态与位置,主要包括精确地理坐标、绝对高程、相对高度及三维信息等。此外,根据低空经济的实际应用需求,很多信息化场景中还需表达障碍物的快视图、三维模型等多模态信息要素。

除描述障碍物物理实体的信息要素外,从数据管理角度还需记录管理与质控信息,此类信息不直接描述障碍物本身,主要用于支撑数据全生命周期的长效运维。

本文主要探讨利用摄影测量与遥感手段实现障碍物实体信息的获取,如类型、属性、坐标、高程、三维信息等。关于描述障碍物的其他关键信息则引入外部数据源进行字段补全。

1.2 障碍物探测方法与技术手段

1.2.1 事先排查与实时探测技术划分

航空障碍物的实时探测(Lalak and Wierzbicki, 2022)与事先排查(Parrish等,2005)是两种不同的技术路径。实时探测依赖机载传感器在飞行过程中对周围环境进行感知,即时发现新增或临时障碍物,但感知范围受限于传感器有效距离,避障时间裕度小且难以支撑全局态势评估。事先排查多利用遥感手段在飞行前对空域内的航空障碍物进行全面探测,生成高精度障碍物排查成果,覆盖范围广、定位精度高,但无法反映数据获取后新出现的障碍物。图1所示为事先排查与实时探测技术对比。

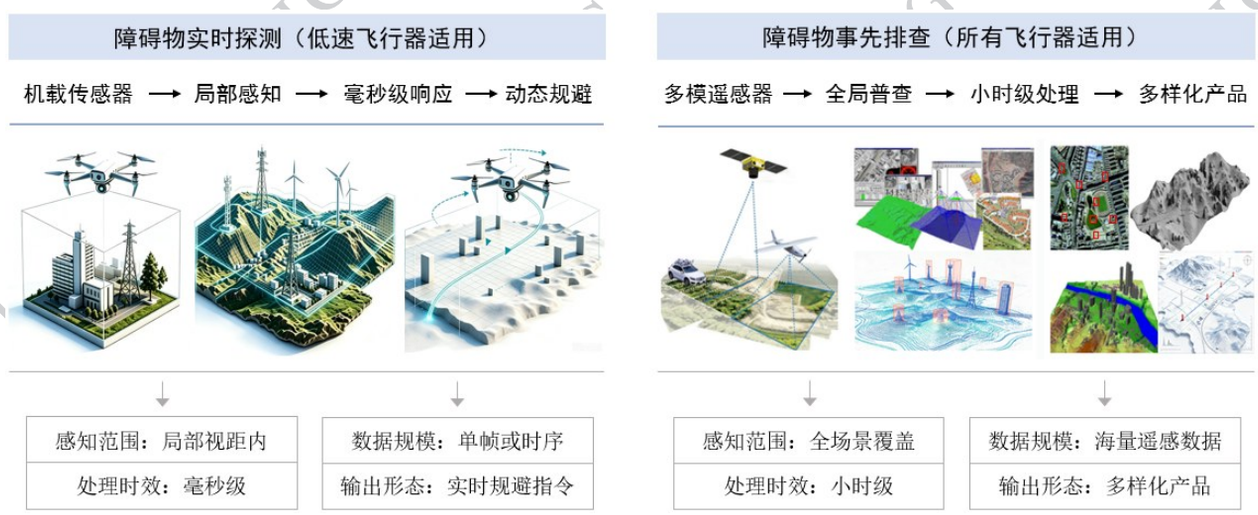


图1 事先排查与实时探测技术对比

Fig. 1 Comparison of pre-screening and real-time obstacle avoidance paradigms

在低空经济快速发展的背景下,大量的高速固定翼飞机应用于低空物流、观光游览等领域,此类飞行器的飞行速度快、机动能力有限,无法像旋翼平台那样实现悬停或小半径急转。实际任务中,从发现障碍物到机动规避的时间窗口极为短暂,仅靠飞行过程中的实时感知(Vera-Yanez等,2023),难以在有限的时间和空间内提供足够的反应裕度,必须依赖障碍物事先排查,并可与实时探测结合使用,以提升

© 中国图象图形学报版权所有

避障安全系数(梁斌斌等,2026)。因此,在飞行前利用遥感手段对大范围障碍物进行系统性探测与定期更新,是保障低空飞行安全的基础性工作,也是低空经济规模化发展的关键前提。本文的研究范畴主要聚焦飞行前障碍物探测,实时探测相关技术仅作为对比参照加以讨论。

1.2.2　常见的航空障碍物探测手段

航空障碍物探测的核心任务是精准识别、定位复杂场景中的高出地表的目标,为航空飞行安全提供数据支撑。障碍物探测手段需满足环境适应性强、探测精度高、信息获取完整、数据可靠性好、适配野外作业等核心要求。目前,航空障碍物探测领域主流的传感器包含激光雷达、毫米波雷达、光学相机、红外相机等。不同传感器的探测原理不同,适配场景、作业性能与应用差异显著。图2所示为不同遥感探测方法获得的障碍物数据。

为直观对比各类传感器在障碍物事先排查中的综合性能,本文对四类典型传感器的探测距离、分辨率、环境适应性及作业优劣势进行汇总对比(表1)。分析可知,光学相机可采集丰富的场景纹理与障碍物外观特征,实现大范围场景快速排查;激光雷达则依托高精度三维测距与全天时作业优势,可精准获取航空障碍物的空间坐标与尺寸参数。二者在探测维度上具备天然互补优势,是目前航空障碍物探测中应用最广的组合方案。本文围绕可见光遥感与激光雷达联合探测航空障碍物的技术路线展开综述。

1.3　障碍物事先排查面临的主要挑战

面向低空飞行安全的航空障碍物探测是多技术交叉的工程问题,在空域安全管控场景中面临多重条件约束,且高度依赖多模态感知数据开展协同解译。在广域数据采集到业务化落地应用的完整链路中,相关算法性能优化与工程转化环节仍存在诸多现实难点。

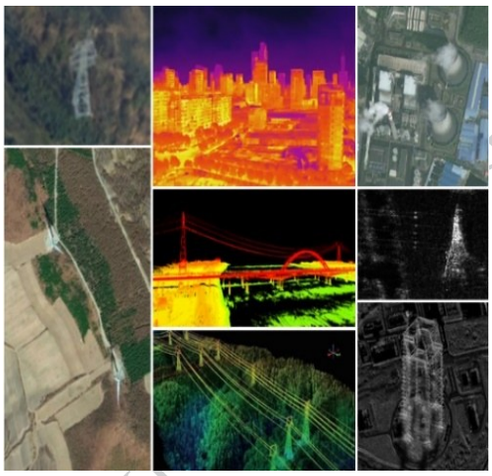


图2　不同方法探测的航空障碍物

Fig. 2　Detection of aviation obstacles using different methods

1)广域排查与高频更新存在矛盾。面向低空飞行安全的航空障碍物探测,对定位精度、覆盖范围与更新频率提出三重需求。定位精度上,低空飞行器对障碍物位置高度敏感,探测结果须达到米级(平面3m/高程5m);覆盖范围上,城市级低空空域通常覆盖数千平方公里,需具备广域排查能力;更新频率上,电力塔、风力发电机等设施随基建持续推进而动态增减,要求数据库具备高频更新能力。然而,广域覆盖、高精度与高频更新三者之间存在内在张力,高定位精度依赖密集采样的遥感数据,采集与处理成本随探测面积线性增长;高频更新则要求快速响应能力,常需在精度或覆盖范围上做出妥协。如何在三者间寻求平衡,是航空障碍物探测的首要技术难题。

2)智能化处理可靠性面临瓶颈。弱响应航空障碍物的物理特性(塔架、镂空等)使其在光学影像和激光雷达(light detection and ranging,LiDAR)点云中均呈现目标信号与背景对比度低的特点。以电力线塔为例,塔身结构在光学影像中易与背景混淆,在

表1　典型障碍物探测传感器性能对比

Table 1　Performance comparison of typical obstacle detection sensors

传感器类型	探测距离	分辨率/角分辨率	环境适应性	主要优势	主要局限
可见光相机	中远	高	差	纹理信息丰富、成本低	光照影响大、云雨影响大
激光雷达	中远	高	好	测距精度高、信息丰富	雨雾衰减严重、点云稀疏
毫米波雷达	中远	低	好	全天候工作、穿透性强	角分辨率低、点云稀疏
红外相机	中	中	一般	夜间可用、热目标明显	分辨率有限、天气影响大

© 中国图象图形学报版权所有

LiDAR点云中则因反射截面小而导致采样点稀疏，这使得自动化识别面临困难。一方面，弱特征障碍物极易导致漏检，直接构成飞行安全隐患；另一方面，形态相似的干扰物又易致误检，降低处理效率、增加人工复核成本。低漏检与低误检在算法层面天然相互制约。与此同时，利用多模态数据提取有效的障碍物几何信息仍面临精度瓶颈，在关键安全应用中存在较多不确定性。如何构建一套兼顾检测率、虚警率与几何精度的智能化处理流程，是当前技术落地的主要挑战。

3）探测成果的工程应用仍待发展。航空障碍物探测的最终目的是支撑飞行安全决策。然而，从数据成果到工程应用之间仍存在显著断层。现有研究大多止于目标识别、模型重建或地图生成，与下游航迹规划系统所需的相对高度、基准坐标、拉线范围等结构化参数，以及机载告警系统关注的危险等级与相对位置之间存在明显的错位。此外，探测端输出的数据格式与应用端的数据需求之间缺乏标准化接口，现有研究对于探测成果如何进行数据组织与编码，如何与信息系统、航电系统对接，如何支持航迹规划算法实时调用等工程化问题关注不足。打通从“物理感知”到“数据部署”的完整链路，使探测数据真正转化为可用的安全决策信息，仍是当前亟待解决的关键问题。

1.4 障碍物探测及应用部署关键技术

基于上述问题定义和范式区分，本文以电力塔、风力发电机等弱响应航空障碍物探测与应用部署为研究目标，将整体作业流程划分为三层架构进行综述。图3展示了航空障碍物探测技术总体架构。

第一层，多模态数据获取与预处理。面向航空障碍物的遥感数据采集需求，以机载LiDAR点云和光学影像作为核心数据源，其中LiDAR点云提供精确的三维几何信息，光学影像提供丰富的纹理和语义信息。主要技术内容包括多模态遥感数据获取、预处理以及跨模态配准等。

第二层，障碍物遥感探测与轻量化表征。面向障碍物精确几何信息与属性信息的提取需求，本文系统梳理了海量点云中非地面点探测、点云引导的光学影像目标识别、拓扑关系推理以及轻量化几何表征等关键算法研究进展。采用“高程先验快速探测-点云引导障碍物识别-拓扑推理和轻量化表征”的递进式处理链条，将离散点云和检测结果转化为具有连通关系的障碍物网络参数集合。

第三层，障碍物数据组织与应用部署。面向地面数据管理与终端数据应用的工程化部署需求，本文系统梳理了障碍物数据的全量组织方法、高效编码方法以及综合部署方向，探索几何、语义、拓扑、元数据等多维度数据的组织管理与应用架构。采用“地面全量管理-数据多元编码-多向应用部署”的分层策略，将广域障碍物数据转化为可广泛应用的多样化成果。

上述三层构成了从物理世界感知到实际工程部署的完整技术链路。第一层所述的数据获取与预处理工作本文不做重点讨论，后续章节将分别对第二、第三层中所提及的关键技术进行系统综述。

2 障碍物遥感探测与轻量化表征

障碍物识别与信息提取依赖于完整的多模态遥感数据处理技术体系，其核心涵盖非地面点提取、目标智能识别、拓扑推理及轻量化表征等关键算法。本文系统梳理相关研究进展，针对障碍物弱特征效应引发的算法适应性瓶颈展开深入剖析，并提出各环节的优化策略与实现路径，旨在为下游工程应用提供高可靠性的数据支撑。

2.1 面向广域场景的非地面点快速提取方法

航空障碍物探测的核心任务是识别高出地表且对飞行安全构成威胁的地物。点云直接记录了地物的三维空间坐标与几何形态，对于障碍物高程信息（Yan等，2026）探测具有天然的优势。海量点云中的非地面点提取旨在剔除地面背景点、压缩数据规模，并根据其位置分布限定障碍物排查区域，从而实现极高召回率的障碍物筛查，同时满足高时效性要求。图4为点云中非地面点快速提取的基本流程。现有的非地面点提取方法可归纳为基于目标识别和基于点云滤波的两类技术路线。

2.1.1 基于目标识别的非地面点提取

基于目标识别的非地面点提取方法主要依据特定地物类别的几何、辐射或结构特征进行定向识别，即根据目标类型寻找并提取对应的点云。传统方法多依赖手工设计的几何规则与模板匹配，如针对电力设施的识别，韩文军等（2012）基于改进的霍夫变换方法提取三维点云中的长直杆塔信息，取得一定的效果。类似地，基于点云相对高度差、密度分布特

© 中国图象图形学报版权所有

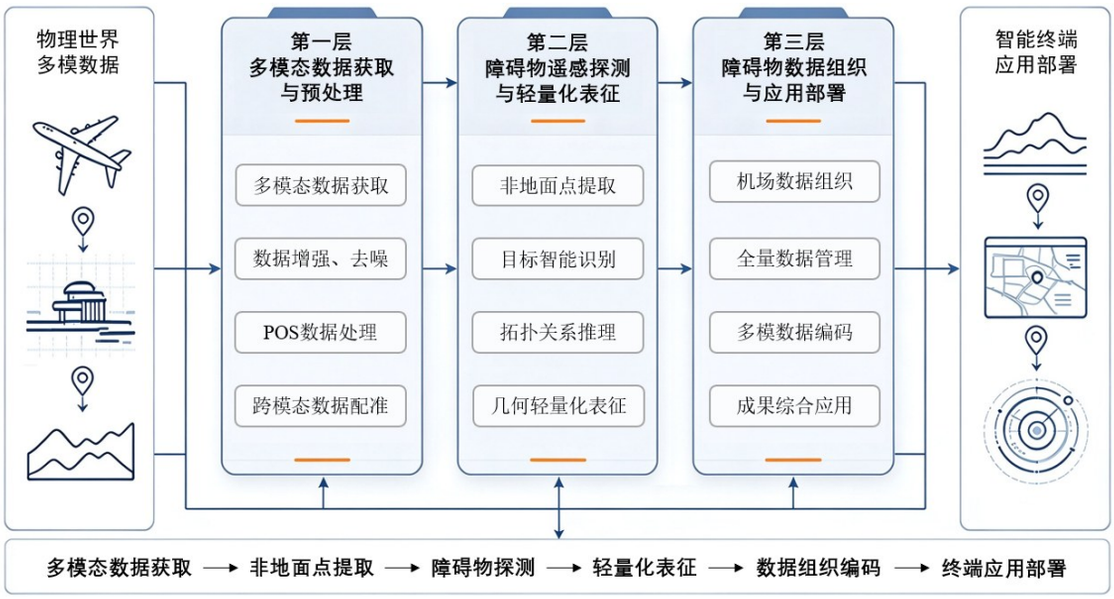


图3　低空经济航空障碍物探测技术总体架构

Fig. 3　Full-Pipeline Architecture for Low-Altitude Pre-Flight Obstacle Perception

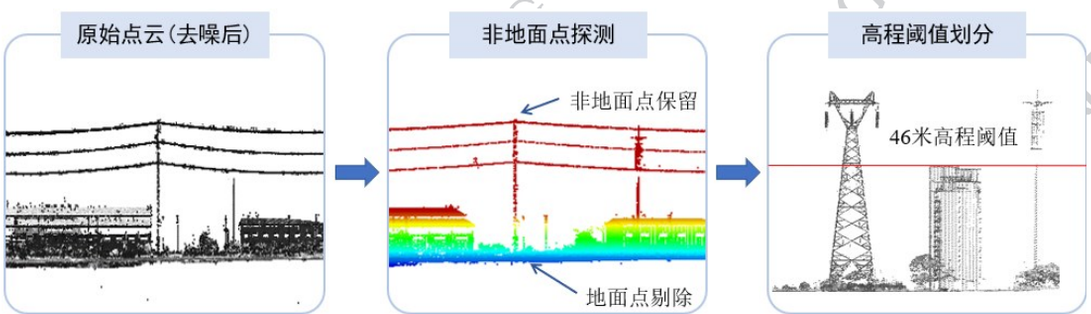


图4　点云中非地面点快速提取

Fig. 4　Fast extraction of non-ground points from point clouds

性的电力塔提取(柳长安等,2021)、基于线状几何形态的电力线提取(董俊华等,2025),以及基于多特征约束的电力通道杆塔提取(王濮等,2024)等方法亦有广泛研究。

深度学习方法的引入为点云中目标探测提供了新的技术方向。在基础架构层面,PointNet++(Qi等,2017)等通过层级化特征抽象捕获点云的局部几何结构,KPConv(Thomas等,2019)等以核点卷积实现灵活的特征聚合,为后续任务提供了通用特征提取范式。面向输电杆塔、电力线等细长障碍物识别时,众多研究基于Transformer、稀疏3DCNN、EdgeConv等主干网络开展针对性优化(林乐彬等,2024),通过残差连接保留细粒度几何特征,引入注意力机制建模长程空间依赖,或采用超点池化、结构张量先验、条状邻域约束等策略改善稀疏线状目标分割效果,同时设计类别均衡损失缓解电力线少数类特征抑制问题。DeepLA-Net(Qiu等,2026)以Point-Transformer V3为骨干编码器-解码器架构,实现电力塔和电力线点云的精确分类;DF-3DNet等轻量化网络基于PointNet架构引入数据增强与类别平衡策略,在标注样本稀缺条件下实现塔体及附属天线部件的细致分类(Omairi等,2025)。在建筑物提取方向,大量研究基于PointNet++、RandLA-Net(Hu等,2020)等经典框架进行改进,通过融合高程特征、平面几何先验强化建筑物屋顶、墙体特征提取,区分植被与连片建筑(Flanigen等,2022)。SA-KPConv(Zhou等,2024)则在KPConv基础上引入空间注意力机制实现机载激光点云场景语义分割,进而实现建筑物提取。此外,还有研究融合影像密集匹配点云与LiDAR点云互补优势,用以提升目标轮廓提取

© 中国图象图形学报版权所有

完整性(刘永畅,2024)。相关工作对于弱响应障碍物识别具有较强借鉴意义。

现有深度学习模型只能识别训练集中出现过的目标类别,不具备泛化至不同类型障碍物的能力。近期,开放词汇三维目标检测利用二维基础模型的语义先验与三维几何先验,实现对新类别目标的零样本识别。如Lemeshko等(2025)提出了无需训练的开放词汇三维目标检测框架Zoo3D;FreeMask3D(Zhou等,2025)则实现了零样本点云实例分割,这一方向为未知类型障碍物的自动识别及提取提供了新的可能。

2.1.2 基于点云滤波的非地面点提取

基于点云滤波的非地面点提取方法经过数十年发展,已形成完善的理论体系。传统规则驱动滤波算法可划分为四类(徐联中等,2025):①数学形态学滤波,代表为渐进形态学滤波(progressive morphological filter,PMF)(Zhang等,2003),依托形态学开运算、变窗口高程差异识别非地面点,运算高效,但复杂地形条件下精度有限;②渐进加密算法,代表为渐进三角网加密(progressive TIN densification,PTD)(Zhang and Lin,2013;Ciou等,2024),利用局部最低点构建三角网并依据几何阈值迭代加密,精度较高,是TerraScan等商用软件主流算法,缺点为大数据量计算成本高,陡坡、地形突变区域易损失地形细节;③基于表面拟合的方法,典型算法包含迭代线性预测滤波(Kraus and Pfeifer,1998)与布料模拟滤波(cloth simulation filter,CSF)(Zhang等,2016),通过迭代构建参考地形表面实现点云分类。CSF将点云翻转后模拟布料覆盖过程,通过粒子与点云的交互确定地面形状,实现简单、实用性突出,但低矮建筑区域容易出现错分;④基于聚类分割的方法,以多尺度曲率分类(multiscale classification,MCC)(Evans and Hudak,2007)为代表,先对点云分割再完成地物判别,能够保留地形不连续特征,但滤波结果受分割效果与参数取值影响显著。整体而言,传统规则驱动滤波算法无需标注样本、可解释性强、运行稳定。其中,PTD及其改进变体、CSF等至今仍是工程生产中应用广泛的算法,在常规点云数据处理中表现稳健,相关的改进算法众多,在此不展开介绍。

深度学习的引入为机载LiDAR点云滤波带来了新的发展方向。依据网络输入的数据表征形式,可将深度学习滤波方法归纳为三类:①二维影像法,将点云投影生成多通道特征图,借助全卷积网络实现点云滤波和分类。Hu等(2016)率先将二维卷积网络用于机载点云地面滤波,在ISPRS基准数据集上效果优于传统算法;但投影操作会丢失三维垂直结构,图像与点云映射带来额外计算开销,整体处理效率有限。②三维体素法,以MinkUNet(Šťroner等,2025)为代表,能够完整保留三维空间拓扑结构;但体素离散化产生量化误差,内存开销随场景规模立方增长,难以直接应用于大规模机载点云处理。③原始点云处理法,以PointNet++、DGCNN、KPConv、RandLA-Net等(Meng等,2010;Han等,2017;Hu等,2020;Wang等,2019)网络为基础直接以无序原始点云作为输入,通过设计适配不规则点云的卷积算子实现端到端地面点分割,并保持较高精度,是当前主流研究方向。

近期研究多在原始点云网络框架基础上,引入几何先验、全局上下文建模提升复杂场景滤波鲁棒性。Wen等(2024)提出TransGF,通过垂直切片采样将无序点云转化为有序序列,基于Transformer主干完成特征提取,在轻量化条件下取得良好滤波效果。Li等(2025)提出Point-SCT多尺度卷积与Swin-Transformer融合,同步捕获局部几何特征与全局空间依赖,引入曲率、高程等几何先验,提升复杂山地滤波精度。Qin等(2026)提出SparseGF,设计高度感知损失抑制高大障碍物误分问题,依靠上下文压缩模块平衡大范围场景下全局信息与局部细节。此外,为降低对标注数据的依赖,部分研究利用传统几何滤波生成伪标签实现弱监督/自训练,或基于无标注点云开展自监督预训练,以减少逐点标注成本(Qin等,2023);但伪标签噪声、域偏移仍是制约实际应用效果的关键瓶颈。

2.1.3 技术路线对比与改进策略

基于目标识别与基于地形滤波两类主流技术路线均有专属应用场景,但直接应用于广域障碍物非地面点快速提取均存在明显局限。基于目标识别的算法仅对单一障碍物提取效果较稳健,难以兼容野外形态各异的多类型障碍物,模型泛化能力不足,极易造成特殊障碍物的漏检;基于点云滤波的算法虽可高效分离地面/非地面点,适配大尺度遥感点云数据处理,但算法本身侧重逐点分类准确度,计算消耗较大,且较为耗时。表2所示为不同技术路径的综合对比。

© 中国图象图形学报版权所有

表2　非地面点提取不同技术路线的综合对比

Table 2　Comprehensive comparison of different technical paths for non-ground point extraction

技术路线	代表算法	核心优势	主要局限
基于目标识别	基于模型拟合(董俊华等,2025)、PointNet++(Qi等,2017)等	①技术体系成熟,工程应用广泛 ②根据特定障碍物特征直接提取 ③可获得目标的完整三维点云	①目标探测计算量大,推理速度慢 ②针对特定目标设计,多目标能力不足 ③稀疏点云下目标特征不足,易漏检
基于点云滤波	CSF(Zhang等,2016)、MinkUNet(Štroner等,2025)等	①技术体系成熟,工程应用广泛 ②输出完整非地面点集,覆盖率高 ③准确性高,可用于直接量测	①逐点分类计算开销大,处理效率低 ②优化目标为地面分类精度,与障碍物高召回需求存在内在错位

障碍物非地面点提取属于整体处理流程中的前置筛查任务,核心需求为高召回率优先,即在海量点云数据中尽可能全覆盖检出所有高出地表的障碍物目标,允许存在少量虚警与点簇局部残缺,后续识别、精细分类环节可进一步剔除伪目标并优化目标形态,但漏检的障碍物很难在后续处理中识别,这也是当前障碍物提取的核心技术难点。此外,面对广域测区的海量点云数据,非地面点提取算法需要具有极高的处理效率。

针对障碍物非地面点提取,现有公开研究较少专门将高程突变结合密度异常特征用于障碍物前置筛查。实际上,非地面点提取的主要目的是筛查障碍物,应跳出传统全域逐点判别地面属性的模式,重点研究依靠点云高程、区域密度等的变化快速区分地表背景与异常凸起区域,再以特征极值点作为种子点完成邻域补充与点云聚类,形成独立目标的点云簇。处理过程应减少对点云进行复杂判定,可缓解地形滤波效率偏低、易漏检的问题,在保障高召回的前提下实现海量点云障碍物快速提取。

2.2　点云-影像协同的弱响应障碍物识别方法

航空障碍物探测中,光学遥感影像纹理、色彩与形状等语义信息丰富,利于目标识别;激光雷达点云则直接表达三维几何结构与高程,擅长空间定位,两者优势互补。航空障碍物种类繁多,其中电力设施最具代表性,电力塔在影像中表现为弱纹理、低对比度特征;并由电力线串接为线性走廊,空间不孤立;且尺度跨度大,易与通信塔等混淆,集中体现了尺度模糊与小目标、线状目标漏检等核心难点。本文以电力设施探测为主要研究对象,开展多模态数据障碍物识别技术综述。

2.2.1　点云引导的影像障碍物识别

本文所述的点云引导的影像目标识别框架仍以光学影像障碍物识别为主,点云主要进行前置辅助筛选,同时为复杂目标识别提供几何约束信息(Hao等,2024),从而快速锁定高程突变的潜在障碍物区域,减少识别虚警并降低算力开销。点云引导的影像目标识别流程见图5,识别准确性主要依赖光学影像的解译算法。

传统目标识别方法依托人工设计特征与形态先验实现目标检测。典型方法常利用电力塔多直线交汇、对称分布等结构先验,筛选符合桁架特征的线段簇并完成塔体定位(Zhao等,2010)。也有基于关键点探测的识别方法,通过匹配多尺度电力塔的关键点位,实现固定构型杆塔的识别(Cerón等,2017)。另有研究基于电力塔、风力发电机等在影像中的阴影特点进行目标识别(Mandroux等,2022),也取得了一定效果。此外,为提升复杂背景下的识别稳定性,部分研究首先去除植被细碎纹理干扰,然后利用塔体外接轮廓特征进一步筛除伪目标(Zhang等,2018)。

近年来,基于深度学习的目标识别算法持续迭代,以CNN(convolutional neural networks)、R-CNN(region-based convolutional neural network)等为代表的双阶段检测器(郑鑫等,2020)依托两级候选框生成与精细分类回归取得较高的识别精度。Ye等(2025)直接将Faster R-CNN应用于卫星遥感影像电

© 中国图象图形学报版权所有

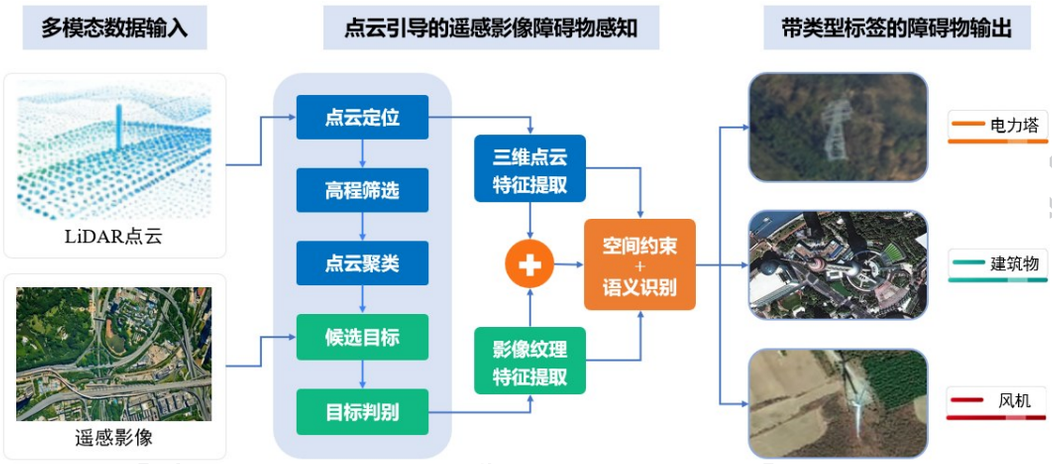


图5　点云引导的障碍物识别流程

Fig. 5　Point cloud-guided image object recognition workflow

力塔检测，并将阴影纳入标注，有效提升极小目标的检测效果。RSADet（Yu等，2022）采用无锚检测框架并设计轻量化尺度注意力模块，实现了稀疏电力设施的自适应匹配检测。AutoWindLoc（Middendorf等，2025）进一步构建了多网络级联的两阶段框架，引入负样本挖掘策略实现了障碍物的高召回识别。然而，双阶段算法推理链路冗长、算力开销大，难以支撑大范围电网快速排查需求。

为突破效率瓶颈，以YOLO（you only look once）、SSD（single shot multibox detector）为代表的单阶段模型采用端到端轻量化回归架构，迅速成为工程落地主流方案（Min等，2025；Zheng and Zhao，2024）。研究主要围绕桁架障碍物特点，针对性解决杆塔多尺度、弱特征等识别难题（Li等，2026；石争浩等，2023；Sapkota等，2026）。在多尺度特征融合方面，LSKF-YOLO（Shi等，2024）引入大规模选择性核以扩展感受野，并设计特征对齐融合网络，均衡大小杆塔特征表达。YOLO-MFDNet（Jiao等，2026）通过多尺度空间注意力与灵活下采样模块，在保留小目标细节的同时扩大感受野，强化弱纹理杆塔表达。YOLOv9-GDV（Zhang等，2025）引入全局金字塔注意力机制与多样化分支块，增强模型对目标与背景关系的理解及多尺度信息融合能力。Wang等（2025）进一步归纳了大核与可变形注意力对齐方案，以适配俯视视角下杆塔的特征错位问题。注意力增强方面，在传统SE（squeeze-and-excitation）、CBAM（convolutional block attention module）及自注意力机制的基础上，LSKA-AFF、LSKNet等通过大分离核与动态感受野机制适应不同尺度目标的空间上下文需求，，以应对杆塔等垂直结构多尺度特征差异大的问题（Yan等，2025）；SimAM（simple attention module）以无参数方式推断三维注意力权重，通道转置注意力等轻量化方案在判别力与计算效率之间取得平衡（Raza and Hanif，2026）。此外，可变形注意力与双层路由注意力等改进型自注意力机制在保持全局建模能力的同时有效降低了计算复杂度，已在遥感目标检测中展现出应用潜力。针对弱响应障碍物识别存在前景-背景样本失衡、遮挡小目标易出现回归梯度消失等难题，现有研究从分类损失与边界回归损失两方面开展优化。分类损失方面，Focal Loss通过调制因子降低易分类负样本权重，缓解前景-背景样本失衡（Lin等）；其衍生改进ATFL与TF Loss，分别借助自适应分布调整、分类-回归任务对齐机制提升小目标判别性能。回归损失方面，MPDIoU基于最小点距离优化细长桁架目标定位效果（Shi等，2024）；DXIoU引入尺度差与动态权重，缓解训练阶段梯度退化现象（Jiao等，2026）；VMPDIoU依靠关键点距离计算进一步提升定位精度（Zhang等，2025）。此外，DFW-IoU、Inner-SIoU与WIoU分别采用动态焦点加权、内框交并比约束、动态非单调聚焦策略，增强小目标定位鲁棒性（高广帅等，2025b；Raza and Hanif，2026）；RSDS Loss则融合高斯重分配与Wasserstein距离惩罚机制，面向密集小目标检测场景实现系统性优化（Chen等，2024）。

近年来，随着视觉Transformer在目标检测领域的深入应用，RT-DETR（Zhao等，2024）和RF-DETR

© 中国图象图形学报版权所有

(Robinson等,2025)等检测方法分别聚焦实时端到端检测与权重共享架构搜索,并依托全局感受野与自注意力机制,在保持高精度的同时实现了细粒度特征的鲁棒提取。以Mamba为代表的状态空间模型(state space model,SSM)则以其线性计算复杂度和长距离依赖建模能力(Zi等,2026)成为备受重视的新一代基础架构。此外,CNN-Transformer、Transformer-YOLO等混合架构(Middendorf等,2025;罗雨薇等,2026)也成为研究热点,以期在识别精度与效率间取得更好平衡。图6为基于YOLOv8的光学影像电力塔智能识别示例。



图6　基于YOLOv8的光学影像的电力塔智能识别

Fig. 6　YOLOv8-based intelligent recognition of power towers in optical images

2.2.2　点云与影像融合的障碍物识别

点云与影像端到端融合是目标识别领域的研究热点,现阶段多用于自动驾驶和无人机识别领域(Yin等,2023)。端到端深度融合架构能够在网络内部完成跨模态特征交互,具有更高的精度上限(贾明达等,2024)。依据跨模态信息交互深度,现有成熟算法可划分为数据级、特征级、决策级三类,各路线均有成熟落地算法。

1)数据级融合在输入端对齐点云与影像,将几何信息编码为附加通道拼接输入主干网络,在数据端完成融合。MV3D(Chen等,2017)将点云投影为鸟瞰图与前视图,与图像在区域特征层融合,在3D检测应用较多;PointPainting(Vora等,2020)将图像语义分割结果投影并附加到LiDAR点云上,使任意点云检测器均可利用图像语义信息,但检测性能高度依赖2D语义分割质量;MVP(Yin等,2021)基于2D检测框内LiDAR真实深度对图像像素进行深度补全,生成虚拟点以增强稀疏目标点云密度,在开阔场景效果显著。BEVFormer(Li等,2025)通过空间交叉注意力机制在BEV(bird's-eye view)空间统一融合点云与图像特征,是当前多模态融合的前沿范式,相关算法在点云-影像协同的障碍物探测方向具有借鉴意义。

2)特征级融合在网络中间层实现跨模态特征自适应交互,让影像纹理、点云几何特征双向自适应补偿。该类框架主要面向自动驾驶场景设计。EPNet、EPNet++(Huang等,2020;Liu等,2022)提出LI-Fusion逐点融合单元,逐像素映射图像语义至激光点云,解决单模态定位与分类置信不一致问题;MVX-Net(Sindagi等,2019)设计体素级跨模态融合机制,将图像语义嵌入点云体素内完成早期特征交互,平衡远近距离尺度差异目标,对于多尺度障碍物检测具备参考价值;CAMF-Det(Jiang等,2026)专门面向无人机LiDAR-图像融合场景,引入遮挡感知注意力分支,依托点云高程补偿植被遮蔽造成的图像特征缺失;BEVFusion(Liu等,2023;韩亚霖,2024)统一多模态鸟瞰特征空间,兼顾大范围全域感知速度与三维定位精度,原生面向自动驾驶广域感知,在大面积巡检场景具有一定应用前景。

3)决策级融合采用两套独立主干分别完成2D影像检测、3D点云检测,仅在网络输出阶段融合结果。典型算法如CLOCs(Pang等,2020)提取2D和3D候选框的几何与语义一致性特征,通过稀疏张量编码和轻量级网络学习融合置信度;UDF-3D(Hu等,2026)显式建模2D和3D检测结果的不确定性,通过不确定性加权的跨模态匹配进行融合。自动驾驶和低空避障场景常采用该架构,但缺乏特征交互可能导致复杂场景下的识别精度不足。

© 中国图象图形学报版权所有

2.2.3　技术路线对比与改进策略

当前，点云与影像协同的障碍物检测已形成点云引导影像识别、点云与影像融合识别两条成熟技术路径，两类方案均具备完备理论支撑，前者已在航空障碍物探测中应用广泛，后者在当前多用于自动驾驶和无人机检测领域，具有极强的借鉴意义。表3展示了两种技术路线的综合对比。

表3　障碍物识别不同技术路线的综合对比

Table 3　Comprehensive comparison of different technical paths for obstacle recognition

技术路线	代表算法	核心优势	主要局限
点云引导影像识别	LSKF-YOLO(Shi等，2024)、RSADet(Yu等，2022)等	①串行识别，先由点云输出先验信息，单向约束二维影像检测 ②复用现有二维检测框架，算力需求低，部署成本小	①无双向特征交互，几何信息未充分利用 ②点云稀疏/遮挡时约束失效，细小障碍物漏误检严重 ③识别准确性主要依靠遥感影像
点云影像融合识别	BEVFormer(Li等，2025)、CAMF-Det(Jiang等，2026)等	①网络中间层完成跨模态注意力融合，全层级信息交互 ②信息应用充分，精度上限高 ③植被遮挡、复杂场景鲁棒性更强	①网络复杂度高，训练难度大 ②对硬件算力、数据配准要求高 ③轻量化蒸馏难度大，难以适配微型低成本巡检无人机设备

在广域障碍物探测这一场景中，面对海量遥感数据，检测模型需满足高召回率、高时效性、高准确性的核心要求，因此，仍需在现有技术上进行针对性扩展与改进。

1)模型优化指标与低空安全“低漏检”需求不匹配。主流算法以平均精度均值(mean average precision，mAP)等精度为优化目标，漏检风险突出。需专门针对网络进行高召回优化，损失函数层面可采用PIoU、GWD等，解决遮挡小目标因预测框与真值框无交叠而导致梯度消失问题，提升模型对遮蔽杆塔的召回性能。针对候选框筛选，同步搭配点云三维几何约束后处理剔除虚假目标，以少量虚警换取更低漏检率。此外，还可利用多模态融合校验，弥补光学影像纹理缺失造成的杆塔漏检。

2)多类型航空障碍物检测泛化能力存在明显短板。现有检测模型大多针对单一类别定制优化，若直接使用单类网络拓展识别多类型航空障碍物，泛化性能会大幅衰减。若采用多分类网络统一识别多类型障碍物，则需进行针对性优化：①样本端采用多尺度增强、类别均衡重采样平衡各类样本占比；②网络层面可选用无锚定向框架，同时搭配自适应感受野与均衡损失，弱化大类偏向，同步提升多类型障碍物的识别精度。③采用双阶段单网络结构，首先区分障碍物/非地面背景，然后细分风机、塔吊、通信杆等细分类别，将类别识别与前景提取解耦，降低多分类学习压力。

3)海量多模态遥感数据引发推理效率瓶颈。面对海量的点云与影像数据，即便采用点云-影像串行检测流程，若无前置候选区筛选仍会产生大量冗余计算(Bergner等，2023)。当前轻量化优化分为三层：①模型层考虑引入Cross-Mamba跨模态交互轻量化模块，依靠Mamba线性时序建模降低计算复杂度；②数据层联合高程阈值约束与DBSCAN聚类，先过滤大范围地面点，仅将障碍物候选区送入检测网络；③工程层依托Akyon等(2022)提出的SAHI(slicing aided hyper inference)切片推理框架，对超大遥感影像分块并行处理，平衡机载硬件算力与全域目标检测速度上限。

2.3　基于杆塔几何特征的线缆拓扑推理方法

前述障碍物智能识别算法仅能输出障碍物位置与类别标签。针对超低空飞行器安全评估，孤立目标信息难以构建完整空域威胁模型。以电力设备为例，塔间悬挂的电力线缆同样是低空飞行安全的核心威胁。常规电力线缆直径仅数厘米，在光学影像中几乎无清晰视觉特征，机载LiDAR仅能采集少量断续、离散的线缆点簇，且极易与噪声点混淆。为此，基于已识别电力塔的空间位置与分布关系开展拓扑推理，在缺乏完整线缆观测数据的条件下间接推断电力线的存在与走向，从而将离散的杆塔目标组织为具备工程语义的电力设施障碍物网络，是较

© 中国图象图形学报版权所有

为可行的技术路径。

2.3.1　杆塔分布引导的线缆拓扑推理

杆塔分布引导的线缆拓扑推理方法仅以杆塔检测成果为唯一输入，通过电力线路敷设规范、空间几何约束与拓扑规律实现链路推断，更贴合低空障碍物事先排查的数据基础与工程需求（Zhang等，2014）。目前杆塔几何驱动的拓扑推理主要包含规则几何约束、物理模型联合校验、图结构深度学习推理三类主流实现方案。

1）多维几何约束规则推理方法。依托高压输电线路标准化敷设先验，构建多维度杆塔配对约束准则，仅通过杆塔空间特征实现线路连接判定。Flanigen等（2024）提出无观测线缆的电力拓扑关联算法，完全摒弃线缆特征依赖，仅利用杆塔三维坐标、相对高差、水平档距、连续塔列走向偏角四项核心几何指标构建判别规则，对高度匹配、档距符合输电规范、空间走向平滑无突变的杆塔对进行连通配对。此外，部分研究引入分层约束策略，先通过局部极值筛选全部杆塔目标（Nardinocchi等，2020），再依据不同电压等级线路的标准档距区间、塔型匹配特征建立杆塔邻接关联图，剔除跨区域、跨电压等级的虚假连接，有效解决山地地形起伏带来的拓扑断裂问题（Haroun等，2021）。该类方法结构简单、算力开销极低，适配边缘设备应用。

2）几何-悬链线物理联合校验方法。单一空间几何约束易受地形高差、杆塔偏移、分支线路干扰产生虚假连接，部分研究引入电力线悬链线物理模型开展后处理校验，形成几何初匹配结合物理精校验的双层推理架构（Lai等，2024）。Huang等（2021）首先通过杆塔空间几何信息、走向约束生成初始配对关系，再基于两塔挂点高差、水平跨度求解标准悬链线方程，拟合线缆理论垂度与空间形态，综合对比剔除虚假连接支路。谭波等（2016）基于影像杆塔挂点坐标建立标准悬链线方程，通过求解理论弧垂形态校验杆塔配对合理性；麻卫峰等（2023）进一步结合机载稀疏点云场景，利用少量点云即可拟合线缆理论空间形态，对比杆塔实际布设规律剔除不符合敷设规范的虚假连接支路。该联合策略有效弥补了纯几何推理的容错性短板，显著降低山地、林地遮挡场景下的拓扑误连率。

3）图神经网络拓扑智能推理方法。为解决传统几何规则泛化性弱、人工阈值依赖性强的问题，部分研究引入图神经网络（graph neural network，GNN）实现杆塔拓扑的自适应推理（Li等，2022）。该类方法将遥感识别得到的单基杆塔抽象为图节点，以杆塔坐标、高程、空间方位、结构形态作为节点特征，以杆塔间潜在线缆连接作为待预测边，通过特征聚合学习电网天然排布规律，实现无先验规则的拓扑自动构建（Xu等，2025）。OACNNs-TopoFusion拓扑感知网络（Zhan等，2025）可在仅输入杆塔几何特征的条件下，依靠K近邻空间关联建模与拓扑特征学习，完成杆塔连通关系预测。Hu等（2023）提出无监督图注意力推理框架，通过结构一致性三元组损失优化杆塔特征嵌入，无需海量标注样本即可完成大范围、点云密度非均匀场景下的杆塔聚类与拓扑关联。GridTracer（Huang等，2021）等图像拓扑模型也验证了纯杆塔空间排布特征推理线路拓扑的可行性，通过学习海量电网拓扑样本的隐性规律，适配复杂非规整线路形态。

2.3.2　技术路线对比与改进策略

三类基于杆塔几何信息的拓扑推理方法性能侧重存在明显区分。多维几何约束规则推理结构简单、算力开销极低，算法逻辑清晰可解释，在地形平缓、线路规整场景推理稳定，但高度依赖人工设定阈值，面对山地、分支、转角杆塔时容易出现匹配失效。几何-悬链线物理联合校验在几何初匹配基础上增加物理模型校验，可有效减少复杂地形下的虚假连接，综合推理精度与工程实用性最优，仅计算量略高于纯几何规则方法，但对杆塔挂点高程识别精度存在较高依赖，挂点识别失效会直接造成拓扑推理错误。图神经网络拓扑智能推理利用神经网络提取隐性拓扑规律，泛化能力更强，适配各类不规则输电线路，但该方法需要训练数据支撑，且算力需求更高，模型推理过程可解释性不足。表4所示为不同技术路线的综合对比。

综合已有研究成果可知，现有杆塔拓扑推理算法在地形平缓、线路规整的常规巡检场景中已形成相对成熟的工程实现方案，依靠杆塔几何约束、物理模型或图学习方法均可完成基础电网拓扑的推演构建。现有研究多采用杆塔识别结果作为核心数据源，实际上LiDAR能采集零散、间断的电力线点簇，影像也能留存碎片化、不连续的线缆纹理特征，虽无法直接用于提取电力线实体，但可以利用其为拓扑推理结果做核验，即先依托杆塔分布、悬链约束或图

© 中国图象图形学报版权所有

表4　杆塔拓扑推理不同技术路线综合对比

Table 4　Comprehensive performance comparison of tower topology inference methods

技术路线	核心原理	核心优势	主要局限
多维几何约束规则推理（Nardinocchi等，2020）	依托标准化敷设先验等构建配对规则，判定线路连通性	①结构简单，算力开销极低，适配边缘设备实时运算 ②无需线缆观测，算法可解释性强 ③无漏检杆塔时，推理准确	①复杂地形、分支线路、转角杆塔场景下易匹配失效 ②人工阈值依赖性强，算法泛化能力有限
几何-悬链线物理联合校验（谭波等，2016）	通过先验约束生成初始配对，再求解悬链线方程拟合线缆，剔除错误连接	①弥补纯几何推理的容错性短板 ②显著降低山地、林地遮挡场景下的拓扑误连率 ③当前无线缆观测条件下精度最优、工程落地性最强	①计算量略高于纯几何方法 ②依赖杆塔挂点高程的识别精度
图神经网络拓扑智能推理（Zhan等，2025）	将杆塔作为图节点，借助GNN/GAT学习电网排布规律，完成拓扑构建	①解决传统几何规则泛化性弱、人工阈值依赖强的问题 ②无监督框架标注样本需求低 ③适配复杂非规整线路形态	①需一定量训练数据支撑 ②算力需求高于规则先验方法 ③模型可解释性较弱

神经网络完成拓扑推理，再利用推理得到的线路空间范围对点云、影像内的线缆碎片化特征开展交叉验证，以此提升拓扑配对的可靠性。

此外，利用前述方法进行杆塔识别，不可避免地出现目标漏检，进而导致拓扑断裂、连接关系误判。因此，在拓扑推理网络中可考虑增设拓扑反向补全分支，即在首轮拓扑生成完成后，结合架空线路档距、弧垂、走向等固有敷设规律构建约束规则，沿断裂线路区间反向检索候选杆塔区域，匹配多模态特征补全漏检杆塔点位，修复中断的电力走廊拓扑，以此改善无完整线缆观测条件下输电线路整体建模完整性与精度。

2.4　障碍物三维结构描述与轻量化表征方法

障碍物的三维结构表征是障碍物信息应用的重要方法，然而，输电塔、风力发电机等弱响应障碍物易导致点云残缺、影像纹理缺失，实际上，低空飞行障碍物应用的大多数场景无需完整重建实体，可采用结构化的骨架信息结合几何模板表征杆塔构件，即可满足信息系统三维显示与避障计算的基本需求。

2.4.1　障碍物结构描述与轻量化建模

几何坐标、空间影响范围等是构建航空障碍物的三维核心特征，也是支撑低空航迹规划、空域安全决策的关键依据。实际应用中航迹规划仅需障碍物三维空间约束，对表面纹理真实度需求不高。

当前，障碍物三维建模分为实景精细建模、参数化简化建模两大主流技术路径。实景三维建模方案依托机载LiDAR点云与航空影像重建实景Mesh模型，再通过人工后处理生成多级LOD（level of detail）模型用于三维展示（Queffélec等，2026）。该方案几何还原度、纹理保真度极高，但完整重建、人工简化全流程对原始点云密度、影像分辨率要求严苛，海量实景网格数据推理、加载会占用极大存储与算力资源，且难以适配无人机机载边缘端实时航迹规划场景，工程落地成本偏高（赵不钒，2024）。障碍物轻量化建模主要通过提取障碍的关键几何参数信息，并结合点、线、面、体等基础图元实现障碍物的三维表达，现有参数化技术衍生出包围盒/柱表征方法、骨架驱动表征方法、面片拟合表征方法三类主流实现方案。

1）包围盒/柱表征方法。直接基于原始点云极值计算长宽高、半径等外包围参数，然后利用长方体、圆柱体等标准基础几何体包裹障碍物整体空间范围。该方案算力消耗最低，微型无人机设备可实时运算并显示；但忽略障碍物内部镂空、细长分支结构，形体表达精度较差，仅能用于空域粗筛查（罗成文等，2024）。为支撑精细化航迹避障计算，Qiao等（2024）利用柱体结合外挂设备的方法精细表达通信塔，以弥补表达缺陷。

2）骨架驱动表征方法。通过提取点云中轴线与分支拓扑简化障碍物几何形态，利用目标骨架结合渲染表达目标地物（Wu等，2025）。经典方法包含拉

© 中国图象图形学报版权所有

普拉斯收缩、距离场中轴变换两类，前者拓扑完整性好但海量点云计算成本高；后者适配对称目标，易在杆塔镂空处产生骨架断裂。此外，Neural Skeleton、GLSkeleton、SPEAL等深度学习骨架算法利用隐式表征与局部降采样提升残缺点云处理能力（周明全等，2022），可高效提取垂直构筑物骨架，但受点云稀疏、植被遮挡干扰明显。

3）面片拟合表征方法：以障碍物点云为基础，以目标识别结果为先验，采用平面、曲面等基础面片分段拟合障碍物外轮廓，通过少量面片集合复现复杂目标的三维结构，最常采用三角面片作为图元进行表面拟合，表征时需平衡表征精度与数据量。该方法对建筑物等块状障碍物适配效果较好（Wenyuan ZHANG，2023），但针对镂空桁架、细长线缆类障碍物，面片数量会大幅增加，表达也相较粗糙；当点云有空洞或者分布不均匀时，面片拟合存在一定难度。

2.4.2　技术路线对比与改进策略

精细实景建模与参数化简化建模在建模精度、算力开销与工程适配性上差异显著。实景精细建模基于点云与影像重建高精度Mesh模型，几何与纹理还原度高，但数据处理门槛高、算力消耗大、实时性差，仅适用于离线推演，无法满足无人机机载端航迹规划需求。相较而言，参数化简化建模依托基础几何图元实现障碍物轻量化表征，更适配低空无人机实时作业场景。针对航空障碍物表征，参数化简化建模更加符合低空飞行相关应用场景。三类主流简化建模方案各有优势和局限。表5所示为不同技术路线的综合对比。

表5　障碍物结构描述与表征不同技术路线的综合对比

Table 5　Comprehensive comparison of different technical paths for obstacle structural extraction and characterization

技术路线	核心原理	核心优势	主要局限
实景建模及LOD生成（Queffélec 等，2026）	点云+影像重建实景Mesh，后处理生成LOD模型	①实景模型几何还原度高 ②纹理效果保真度极高 ③数据格式规范，易移植	①对原始点云密度、影像分辨率要求严苛 ②海量数据解算占用极大存储与算力 ③难以适配机载边缘端实时航迹规划
包围盒/柱表征（Qiao等，2024）	基于点云极值计算外包参数，用长方体/圆柱体等标准几何体包裹	①计算简单，算力消耗低 ②易参数化表示和存储 ③数据量小，边缘设备可实时应用	①完全忽略内部镂空、细长分支结构 ②形体表达精度差，难以精细描述桁架、横担等结构
骨架驱动表征（周明全等，2022）	提取点云中轴线与分支拓扑简化几何形态	①目标结构清晰、明确 ②易参数化表示和存储 ②数据量小，成果表达简单	①计算成本高，镂空结构处易断裂 ②受点云稀疏、植被遮挡干扰明显 ③小型遮挡杆塔的轻骨架提取研究少
面片拟合表征（Wenyuan ZHANG，2023）	以点云为基础、目标识别为先验，用面片分段拟合外轮廓	①对高层建筑、规整块状障碍物适配效果好 ②可平衡表征精度与数据量	①桁架、线缆类障碍物表征面片数量激增，轻量化优势削弱 ②点云有空洞或分布不均时拟合难度大

其中，包围盒/柱表征运算简单、实时性强，但结构精度较低，仅可用于空域粗筛查；骨架驱动表征可保留构筑物拓扑结构，适配残缺点云处理，但易受遮挡、稀疏点云干扰；面片拟合表征适配块状障碍物建模，但难以适配输电塔镂空桁架、细长线缆结构，且对点云质量要求较高。此外，上述简化建模方法针对复杂障碍物的描述参数、表征方法等不统一，难以大范围推广。

上述技术普遍存在精度与轻量化难以兼顾、表征体系不统一、边缘端部署难度大等固有问题。基于体素的障碍物表征是一条具备较高探索价值的技术思路，体素模型构建可以障碍物骨架点云为基础，摒弃零散面片拟合的建模形式，采用统一规格的标准体素块对障碍物整体轮廓与镂空拓扑细节进行规整化重构（图7）。相较于现有技术，体素建模有望依托标准化体素参数实现障碍物模型的极简表征，仅通过体素尺寸、空间坐标、填充范围等少量核心参数，即可表达障碍物三维结构特征，从而降低模型数

© 中国图象图形学报版权所有

据体量与设备解析成本。体素建模从原理上继承了骨架表征对输电塔等镂空构筑物的精细化拓扑表达优势，又构建了统一、规范的障碍物建模标准，有效弥补传统建模参数杂乱、通用性弱缺陷，可良好适配边缘设备实时运算、航迹避障推演与三维场景可视化展示等业务需求，是解决当前障碍物轻量化建模瓶颈的较优技术思路。但体素模型构建涉及的骨架点精确选择、体素填充策略以及拓扑保持方法等关键技术仍需深入研究。

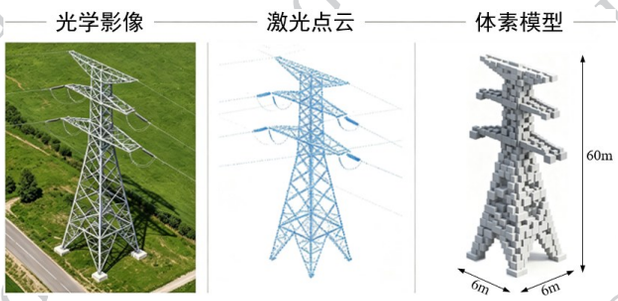


图7　利用体素模型进行障碍物结构表征

Fig. 7　Structural characterization based on voxel model

3　障碍物数据组织与应用部署

航空障碍物成果须进行一定的数据组织与编码才能进行应用部署。现有数据组织方法多沿用ICAO机场净空标准，但其初衷是保障传统民航起降安全，难以匹配低空经济在飞行高度、环境动态性与保障复杂性上的新特征，相关研究尚不深入。本文以工程应用为导向，梳理主流数据组织、编码与部署方法，探讨面向低空飞行安全的适用方案。

3.1　航空障碍物的数据组织框架

当前，全球航空障碍物数据管理主要遵循ICAO在《空中航行服务程序-航空情报管理》及附件15中确立的标准框架（ICAO，2018）。该框架围绕身份标识、空间定位、高程信息、跑道关联与穿透风险等维度设计数据字段，以机场进近飞行为应用对象建立数据组织框架。表6列出ICAO定义的障碍物核心属性。各国民航当局在ICAO框架基础上针对本国需求进行了改进尝试。欧洲航空安全局（European Union Aviation Safety Agency，EASA）以AIXM（aeronautical information exchange model）5.1模型实现三层几何建模（AIXM，2022），支持临时时间片逻辑，能够精细表达障碍物对运行的影响，但XML格式的固有冗余导致边缘设备数据解析开销高。美国联邦航空管理局（Federal Aviation Administration，FAA）推出数字障碍物文件，增加了验证状态、动作码并采用定长文本格式（FAA，2019）。该格式便于机载加载，但其字段定义仍以地面净空审查为主，缺乏对三维包围盒、动态状态等全空域飞行所需信息的支持。日本民航局（Japan Civil Aviation Bureau，JCAB）制定电子地形与障碍物数据库（electronic terrain and obstacle database，eTOD）规范（JCAB，2018），明确数据来源可信度分级，偏重高精度静态测绘，对广域低空动态航路的实时规划支撑有限。国内研究则侧重于机场净空区障碍物探测与评估（李哲等，2025），面向全空域的障碍物数据管理方法研究仍不系统，现行方案基本沿用ICAO标准。

为保障低空经济产业的发展，我国也出台了一系列标准，虽未单独针对障碍物数据组织进行定义，但明确了地理信息地面应用与机载数据管理的办法，可以为障碍物数据管理提供依据和参考。其中，《低空经济标准体系建设指南（2025年版）》（中国民用航空局，2025）明确把低空飞行碍航物信息提取作为拟研制的重点标准。《民用无人驾驶航空器空中交通管理信息服务系统数据接口规范》（中国民用航空局，2022）则对适飞空域、交通态势等数据接口做出具体要求。但针对低空经济领域障碍物数据组织尚无严格、明确的技术规范。

综合而言，以ICAO标准为基础的数据组织方案为运输航空的起降安全提供数据表达依据，各国的改进本质上也是对机场中心模型的局部完善。从低空飞行安全的实际需求来看，ICAO的字段体系在基础信息表达层面依然适用，但在信息表达维度上需要针对性扩展。城市空中交通、无人机物流配送和应急巡检等对障碍物数据组织提出了很多新的要求（Petrovsky等，2018）。首先，低空经济关注的是广域空域中的障碍物信息而非机场净空，更为关注低空目标航路周围的障碍物信息；其次，低空运行环境的强动态性要求具备快速更新与实时同步能力，施工塔吊的升降、临时禁飞区的设立和移动载体的出现均需要及时反映在数据中；此外，信息系统关注的可视化障碍物信息，以及低空经济运行关注的低空空域分类码、UAM（urban air mobility）走廊关联等信息，均应重点进行管理，为多样化的应用需求提供支撑。对照1.1.2节所梳理的障碍物几何形态、动态

© 中国图象图形学报版权所有

属性和多模态信息需求，ICAO在三维几何表达、时态管理和信息融合等维度上存在字段缺失。

表6 ICAO规定障碍物核心属性

Table 6 ICAO-defined core attributes for obstacle data

序号	属性名	强制/可选	格式(AIXM 5.1)	说明(取值/用途)
1	Areaofcoverage 覆盖区域	强制	浮点值对 (纬度/经度)	数据集的整体地理边界，由左下角和右上角经纬度定义的矩形
2	Dataoriginatoridentifier 数据签发方标识符	强制	枚举字符串	标识障碍物数据的原始权威机构
3	Datasourceidentifier 数据源标识符	强制	字符串	提供数据集的实体标识
4	Obstacleidentifier 障碍物标识符	强制	字符串(UUID)	障碍物的唯一标识符
5	Horizontalaccuracy 水平精确度	强制	浮点值	水平位置测量的精度值
6	Horizontalconfidencelevel 水平置信度	强制	百分比字符串	水平位置精度的置信水平
7	Horizontalposition 水平位置	强制	浮点值对 (纬度/经度)	障碍物的水平坐标
8	Horizontalresolution 水平分辨率	强制	浮点值	水平位置数据的分辨率
9	Horizontalextent 水平范围	强制	浮点值	点状障碍物无明确半径，若为面状则填写数值，障碍物的水平覆盖范围
10	Horizontalreferencesystem 水平参考系统	强制	URI字符串	水平坐标使用的数学参考椭球体
11	Elevation 标高	强制	浮点值(标高)+枚举字符串 (所用测量单位)	障碍物最高点的海拔高度
12	Height 高	可选	浮点值(标高)+枚举字符串 (所用测量单位)	障碍物相对于地面的高度

备注：其余12项包括Vertical accuracy、Vertical confidence level、Vertical resolution、Vertical reference system、Obstacle type、Geometry type、Integrity、Date and timestamp、Unit of measurement used、Operations、Effectivity、Lighting，详见ICAO《空中航行服务程序-航空情报管理》。

现有基于ICAO标准的障碍物数据组织框架均难以满足低空经济对全空域、多模态、动态化数据管理的需求，需建立一套面向低空飞行安全的障碍物全量数据组织框架，此框架应重点考虑与国际航空情报交换标准的兼容性，以及低空经济发展的实际需求，最终实现多模态障碍物信息的统一管理。建议构建“基础兼容-实体表现-通用拓展”三层数据组织体系，基础兼容层主要实现对ICAO标准的语义兼容，满足国际航空情报交换要求；实体表现层主要面向低空经济应用、信息系统三维显示及空中交通等场景，解决多模态数据的高效组织问题；扩展管理层则面向全空域障碍物数据的运维与质量，解决障碍物数据全周期质量监管和跨域协同问题。表7即为建议增设的障碍物核心字段。

健全的障碍物数据全量组织方法可面向低空飞行安全的所有应用场景提供覆盖几何、语义、动态、多模态、运维等维度的完整字段集合；而对于机场运维、航图制作、任务规划、机载导航等特定应用场景，

© 中国图象图形学报版权所有

可通过筛选和剥离其中关键字段的方式形成航空障碍物的分量数据库，并通过数据编码、格式转换等加载至多类型信息系统和边缘设备，以满足多样化的障碍物数据应用需求。

表7　低空飞行安全所需的全量数据字段

Table 7　Complete data fields required for low-altitude flight safety

层级	设置目的	核心字段设置	主要应用方向
基础兼容层	兼容ICAO标准	同ICAO标准(表6)	国际航空情报交换
实体表现层	多模态实体描述	是否有拉线/悬索、是否为动态障碍物、动态规则标识符、感知设备标识符、快视图、三维包围盒、三维模型、UAM走廊关联、所属低空空域分类码等	低空经济与信息系统等应用
扩展管理层	全生命周期管理	管理责任单位代码、净空审核批准文号、实测技术依据、网格风险等级、建议更新周期、数据指纹、数据质量等级、与CIM同步状态等	数据治理与全周期质量监控

3.2　航空障碍物的数据编码方法

数据编码是将障碍物成果转化为可存储、可传输、可解析的格式化数据流的过程。编码方案的选择直接影响数据的存储效率、传输开销与终端解析性能。当前，尚无专为障碍物数据设计的通用编码标准，实际应用中多借用或改造既有的航空信息编码体系。不同编码方案在语义承载能力、存储紧凑程度和部署环境适应性上呈现显著差异。从编码形式维度区分，现有方案主要包括标记语言编码、表格化编码和二进制编码三种类型。此外，地理信息领域广泛采用的CityGML(city geography markup language)等标准(全国地理信息标准化技术委员会，2017)虽在障碍物信息表达上具有一定潜力，但与现行航空数据标准尚不兼容，暂未进入工程化应用阶段。

1)标记语言编码。标记语言编码以AIXM为代表(EUROCONTROL，2019)，AIXM基于XML(extensible markup language)，是国际航空情报管理中障碍物数据交换最为通用的标准格式，与ICAO规定的航空信息管理框架深度兼容。AIXM采用变长记录结构，支持复杂几何形态描述、时间片逻辑和丰富语义字段。然而，XML的标签冗余导致数据体积显著膨胀，且DOM(document object model)或SAX(simple API for XML)解析涉及内存树构建和节点遍历，在边缘设备中开销过大。因此，标记语言编码在地面全量障碍物数据信息管理中较为适用，但并不适用于机载系统环境。

2)表格化编码。表格化编码以CSV(comma-separated values)和GeoJSON(geographic JSON)等格式为代表，表格以行为记录、以列为字段组织数据，结构规整、可读性好，且具备良好的软件生态支持。该类编码与主流地理信息系统、数据处理工具和数据库系统兼容性良好，几乎无需专用解析器即可由常用软件工具直接读取，因而在地面数据预处理、质量检查、可视化分析和科研验证等环节应用普遍。但其缺乏航空领域特定的语义约束，且不支持多模态数据表达，通常作为数据生产与应用环节的中间交换格式，而非最终部署形态。

3)二进制编码。二进制编码以ARINC(Aeronautical Radio，Inc.)424和FAA数字障碍物文件(digital obstacle file，DOF)为代表(Aeronautical，2005)，该类编码将数据以压缩的二进制形式存储，在存储效率和解析速度上具有显著优势(图8)。针对障碍物数据的编码通常采用定长二进制结构，通过线性缩放将浮点型数据转换为定宽整数，枚举类型以查找表映射，进一步压缩存储粒度的同时支持增量更新。但二进制编码字段定义的扩展需预先约定，且需要专门的解码器进行数据解析，灵活性有限，常作为机载系统的主流编码格式，但不适用于多模态的障碍物数据管理。

上述三种编码方式在各自适用场景内均有成熟的工程实践，对于单一模态的文本数据兼容性好。然而，全量障碍物信息的构成已远不止于标识与坐标信息，二维图像和三维模型等多模态可视化数据，以及施工状态和告警等级等时效性强的动态信息均需有效存储。各类数据在存储格式和访问模式上各不相同，单一编码方案难以同时在字段覆盖度、存储效率和语义表达能力之间达成最优平衡。近年研究倾向于采用混合编码策略作为应对多源异构数据的可行路径(Xin等，2024)，即对不同模态的数据分别

© 中国图象图形学报版权所有

选用适宜的编码方式，在统一的数据组织框架下协同管理，从而兼顾全量信息的完整存储与高效访问。如全量障碍物数据以标记语言编码为主，其中的多模态可视化数据以外部资源标识的方式进行引用，而动态信息则以GeoJSON等格式进行管理和存储。而机载障碍物数据则从全量数据库中提取飞行安全直接相关的关键字段，采用精简的二进制编码格式，必要时配合空间网格编码(Zhai等，2019)形成面向任务区域障碍物数据包。但需指出的是，混合编码的适用范围存在明确的边界条件，需合理组合后形成面向特定应用的最优编码方式。

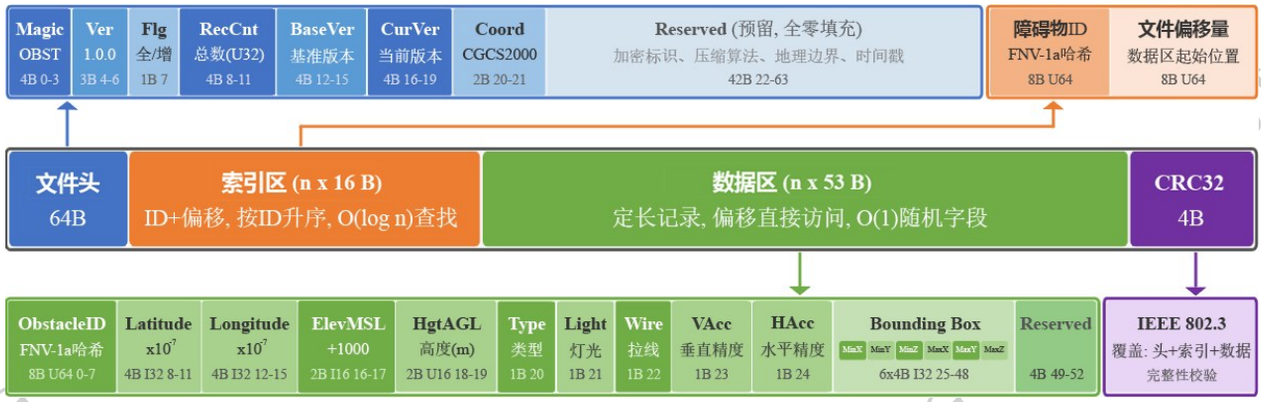


图8　障碍信息的二进制编码示例

Fig. 8　Binary encoding of obstacle information

既有编码方法已有成熟积累，但其有效性高度依赖于具体编码规则的设计质量，涵盖字段宽度分配、浮点数精度设定、枚举紧凑映射及动静数据存储划分等细则。目前仍缺乏统一约定，现有实践多为工程层面的临时方案，系统间互不兼容。亟须针对障碍物数据字段的专题研究，制定编码细则并形成标准化的编码集映射方案，以支撑多场景下的一致解析与高效调用。

3.3　航空障碍物的成果应用方向

航空障碍物成果在低空飞行安全领域具有广泛的应用前景。传统的民航净空安全与军航超低空作战等领域就对障碍探测有着迫切需求，如今低空经济发展迅猛，面临的低空飞行安全问题更加突出。航空障碍物成果可以应用在很多领域，根据成果交付对象与应用模式的不同，可将典型应用归纳为机场与起降点净空管理、航空图与三维航图制图、飞行信息系统数据应用以及机载设备数据应用等方向，各方向在数据精度、更新频率和交付格式上存在显著差异，其技术成熟度与应用瓶颈各不相同。图9所示为航空障碍物成果的典型应用。

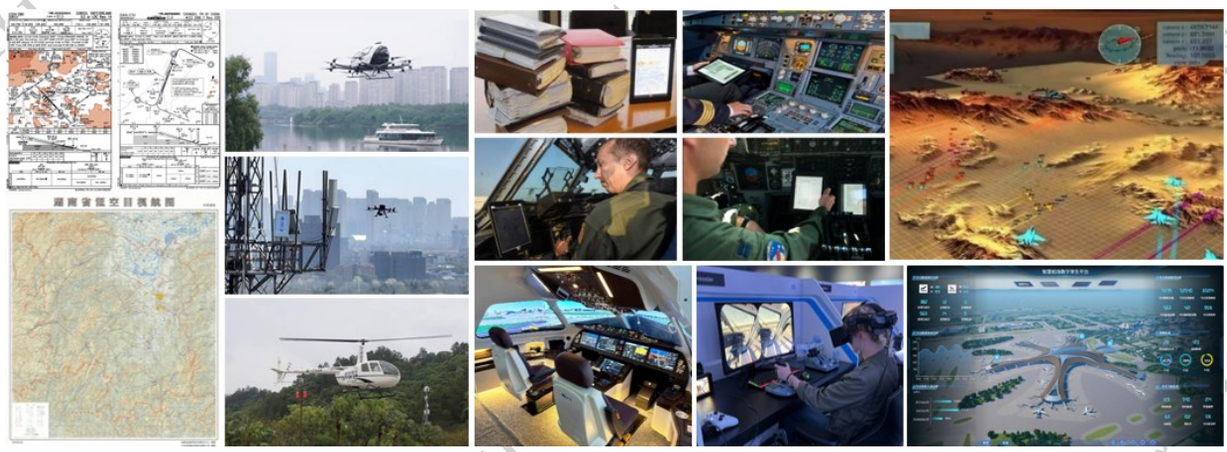


图9　航空障碍物成果典型应用

Fig. 9　Typical Applications of Aviation Obstacle Data

© 中国图象图形学报版权所有

1)机场智能管理数据应用。该应用主要面向机场净空区保护、起降安全保障、应急方案制定及迫降场选取等场景。数字孪生机场平台作为当前较为先进的机场管理模式,融合高精度障碍物数据后可实现净空区的动态监控与穿透风险预警(张献民等,2016)。在低空经济场景下,eVTOL(electric vertical take-off and landing)起降场和无人机机巢呈多点分布式布局,其周边障碍物环境较传统机场更为复杂且缺乏标准化的净空保护程序,对障碍物数据的精细化管理需求已从“机场级”下沉至“起降点级”。融合障碍物成果的机场智能管理数据应用是低空基础设施规划中亟待突破的方向。

2)航空图与专题图制图应用。航空障碍物是航空情报服务的核心要素之一,在通用航空图、仪表进近图、低空目视航图中已有要素层表示。将排查成果系统融入航空图产品,可使数据效益延伸至飞行单元。低空经济的兴起使得低空三维航图的需求尤为迫切,城市空中交通需要高分辨率的三维障碍物地图、低空目视航图等支撑超低空飞行(曾一笑等,2025),传统航图在垂直维度的信息表达能力已无法满足需求。构建融合障碍物空间分布、动态属性与风险等级的三维航图生产体系,是支撑低空飞行服务保障的重要基础,相关技术路线和标准尚存研究空间(唐炉亮等,2026)。

3)信息系统数据应用。飞行模拟系统、任务规划系统与综合指挥系统均可加载障碍物数据,作为关键环境要素支撑飞行模拟训练、航迹规划与任务指挥决策(张学军等,2025)。低空经济场景中,无人机超视距飞行和城市空中交通的运行组织依赖高频次、高可靠性的任务规划能力,障碍物数据需与气象、空域动态容量和实时交通流等信息深度集成,为航路自动生成与冲突探测提供基础支撑(Causa等,2024)。特别是融入障碍物数据的航迹规划核心算法,在低空复杂环境中直接关系到飞行安全与运行效率,是当前学术界与产业界共同关注的重点研究方向。

4)机载设备数据应用。机载终端加载地形与障碍物数据库,可支撑飞行过程中实时环境感知,通过与告警系统交联,在必要时为飞行员提供自动驾驶引导、安全告警及自动规避控制。低空经济场景中,飞行器种类多样,包括eVTOL、工业无人机、轻型运动飞机等,其机载计算能力和存储资源差异悬殊,对障碍物数据编码的紧凑性和可裁剪性提出了更高要求(刘欣等,2026)。同时,低空飞行航路更贴近地表,障碍物类型从传统的电力塔、风力发电机扩展至灯杆、线缆、临时施工设施等细微目标,需推动机载障碍物数据库从“静态、宏观”向“动态、精细”方向演进。

4 结 语

本文系统综述了低空飞行弱响应障碍物事先探测及应用部署的完整技术体系。与以往聚焦于目标识别与点云处理等算法的综述不同,本文以自由空域障碍物事先排查及工程应用为线索,系统深入地探讨这一任务流程中涉及的关键技术,文章从遥感数据的跨模态融合处理出发,经过非地面目标滤波、点云引导的影像识别及拓扑推理,到模型结构的轻量化表示,最终落脚于面向终端部署的数据管理与编码,形成了一个端到端的研究闭环,打通了障碍物探测从遥感解译到工程应用的完整技术路径。

尽管当前研究已围绕弱响应障碍物融合感知、轻量化三维表达、数据组织与编码等取得了阶段性突破,但在工程部署和大规模应用之前,仍面临算法效率、数据泛化、动态感知和综合应用等多个层面的问题有待持续深化。为此,本文从数据获取、信息提取、动态感知以及计算范式等多个维度总结出以下亟待探索的研究方向。

1)在多模态遥感数据获取层面,激光雷达与光学相机主被动结合的模式有效支撑了障碍物几何与属性信息的提取。为达到较高的几何提取精度与识别准确率,高质量的数据源不可或缺,但高分辨率、高点密度的遥感数据获取又严重影响作业效率。发展传感器探测能力是一种解决途径,而在传感器能力一定的情况下,开展影像/点云的超分辨率增强等关键技术探究同样重要。此外,测量仪器航空以何种成像角度、何种扫描形式获取的数据更利于障碍物探测同样值得深入研究。

2)在弱响应障碍物识别与信息提取层面,光学影像与激光点云分属不同模态,二者具有互补优势。然而,当前多数方法尚未达到特征级融合与协同,原因主要在于视角差异与异构特征难以匹配。其次,现实世界的障碍物种类繁多,细分超过40大类,其几何形态与空间尺度差异显著。如何在多类别多尺

© 中国图象图形学报版权所有

度场景下实现高召回、低误检，对现有深度学习框架构成挑战。此外，大规模标注数据获取困难，使小样本乃至零样本条件下的可靠识别和信息提取成为趋势。如何将语义先验与几何先验有机结合，以有限标注支撑多类型障碍物的高可靠识别，是值得探索的方向。

3）在动态障碍物实时感知层面，动态障碍物实际上是低空飞行安全最大隐患之一，仅利用事先探测手段不具备动态监测的能力，需构建融合多源异构数据的动态状态感知网络，将障碍物信息从“静态快照”升级为“近实时态势感知”。技术途径包括物联网传感器实时监测可移动障碍物，ADS-B（automatic dependent surveillance-broadcast）广播获取动态目标位置，以及海量遥感数据突发障碍物快速探测等。核心科学问题在于多源动态数据的时空基准统一、通信延迟补偿与置信度评估，最终实现先验静态成果与实时动态信息的有机融合，为飞行决策提供更完整及时的安全态势认知。当前，相关技术仍不成熟，值得深入研究。

4）在障碍物数据管理与应用层面，当前障碍物数据组织标准以ICAO框架为基准，遵循以机场为中心的传统模式，面对低空经济与全空域飞行安全等新场景，其在覆盖维度与信息容量上已显不足。以ICAO标准为基线，应通过字段拓展构建数据兼容性与拓展性兼具的数据组织规范，在保持与现有系统互联互通的前提下，支撑全空域障碍物信息的统一管理。在应用端，需深化与机载航电系统的对接，针对不同平台的差异化部署需求发展轻量化策略，同时进一步拓展三维航图制作、避障决策、航迹规划及模拟飞行等应用场景，构建从探测到应用的全链路数据服务能力。

5）在多模态遥感数据计算范式层面，云边协同计算框架有望弥合云端强大算力与机载资源受限之间的根本性差距。云端负责大模型训练和广域推理，生产障碍物探测成果，并生成先验地图与轻量级模型；边缘端仅接收更新数据并运行轻量级数据编码和增量更新模块。其间使用轻量化数据包完成数据交换。其中的核心科学问题包括多源异构的数据解算策略、最优任务划分策略、带宽约束下的数据传输协议设计等，最终目标是将计算密集的全局求解与实时的局部响应彻底解耦，提升规模化数据处理能力和准实时数据更新能力。

低空经济所带来的规模化障碍物探测需求，正推动该领域从传统测绘科学的几何描述范式向安全工程科学的决策约束范式转变。测绘科学的核心任务是构建物理世界的数字孪生，其评价标准以精度、完整度和视觉真实感为核心；而低空飞行安全场景对遥感解译的要求并非泛化的场景重建，而是对飞行器可通行空域与禁入边界的确定性判定。这一目标差异直接决定了技术评价体系的根本转向，算法的优化目标应从检测精度和渲染质量等通用指标，逐步转向零漏检率约束下的安全裕度保障，以及面向机载资源限定的确定性响应时延。本文所述全链路技术流程的梳理与关键瓶颈的分析，旨在为低空飞行安全背景下的障碍物智能感知与数据应用研究提供参考，推动该领域从观测驱动的测绘描述向安全驱动的工程约束方向持续演进。

参考文献（References）

Akyon F C, Altinuc S O and Temizel A. 2022. Slicing aided hyper inference and fine-tuning for small object detection// Proceedings of 2022 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). Bordeaux, France: IEEE: 966-970 [DOI: 10.1109/ICIP46576.2022.9897990]

Aeronautical Radio Inc. 2005. ARINC specification 424-18 navigation system data base. Annapolis, MD, USA: Aeronautical Radio Inc.

AIXM Community. 2022. Aeronautical information exchange model [EB/OL]. [2026-07-31]. https://www.aixm.aero/.

Bagdi Z, Bakó G and Molnár Z. 2023. Combined use of aerial remote sensing and terrestrial survey in ICAO eTOD's electronic terrain- and obstacle data collection. Periodica Polytechnica Transportation Engineering, 51(3): 252-256 [DOI: 10.3311/PPtr.20851]

Bergner B, Lippert C and Mahendran A. 2023. Iterative patch selection for high-resolution image recognition [EB/OL]. [2026-07-31]. [DOI: 10.48550/arXiv.2210.13007]

Cai L C, Chong X L, Zheng R H and Shao B. 2005. Determination and analysis of obstacle limitation surfaces in airport clearance zone. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 6(6): 1-3 (蔡良才, 种小雷, 郑汝海, 邵斌. 2005. 机场净空区障碍物限制面的确定分析. 空军工程大学学报(自然科学版), 6(6): 1-3) [DOI: 10.3969/j.issn.1009-3516.2005.06.001]

Causa F and Fasano G. 2024. Multiobjective modular strategic planning framework for low-altitude missions within the urban air mobility ecosystem. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 60(1): 474-489. [DOI: 10.1109/TAES.2023.3324625]

© 中国图象图形学报版权所有

Cerón A, Mondragón I and Prieto F. 2017. Real-time transmission tower detection from video based on a feature descriptor. IET Computer Vision, 11(1): 33-42 [DOI: 10.1049/iet-cvi.2015.0477]

Chen C, Zeng W, Zhang X, Zhou Y, Yu J, Chang Y, et al. 2024. RSDS: A specialized loss calculation method for dense small object detection in remote sensing images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 62: 1-17 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3482358]

Chen J, Zhao Y, Meng C and Liu Y. 2022. Multi-feature aggregation for semantic segmentation of an urban scene point cloud. Remote Sensing, 14(20): 5134 [DOI: 10.3390/rs14205134]

Chen X, Ma H, Wan J, Li B and Xia T. 2017. Multi-view 3D object detection network for autonomous driving// Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, HI: IEEE: 6526-6534 [DOI: 10.1109/CVPR.2017.691]

Ciou T S, Lin C H and Wang C K. 2024. Airborne LiDAR point cloud classification using ensemble learning for DEM generation. Sensors, 24(21): 6858 [DOI: 10.3390/s24216858]

Civil Aviation Administration of China. 2022. MH/T 4053-2022 Data interface specification for unmanned aircraft system traffic management information service system. Beijing: China Civil Aviation Publishing House (中国民用航空局. 2022. MH/T 4053-2022 民用无人驾驶航空器空中交通管理信息服务系统数据接口规范. 北京: 中国民航出版社).

Civil Aviation Administration of China. 2025. Low-altitude economy standard system construction guide (2025 edition). Beijing: Civil Aviation Administration of China (中国民用航空局. 2025. 低空经济标准体系建设指南(2025年版). 北京: 中国民用航空局)

Dong J H, Yang C, Li M H, Shang Y F, Chen H and Yang N. 2025. 3D reconstruction and sag measurement of incomplete power transmission line point clouds based on rotational projection. Laser & Optoelectronics Progress, 62(22): 2215013 (董俊华, 杨晨, 李茗慧, 商艳飞, 陈辉, 杨宁. 2025. 基于旋转投影的残缺输电线点云三维重建与弧垂测量. 激光与光电子学进展, 62(22): 2215013 [DOI: 10.3788/LOP251021]

Du J X, Ma Y J and Xue J. 2025. Research on automatic identification technology for obstacles in airport clearance zone. Hydrographic Surveying and Charting, 45(5): 68-71,77 (杜金星, 马宇君, 薛晶. 2025. 机场净空区障碍物自动识别技术研究. 海洋测绘, 45(5): 68-71),77) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-3044.2025.05.014]

EUROCONTROL and Federal Aviation Administration. 2019. Aeronautical information exchange model (AIXM) 5.1.1 standard [EB/OL]. [2026-07-31]. https://www.aixm.aero/.

Evans J S and Hudak A T. 2007. A multiscale curvature algorithm for classifying discrete return LiDAR in forested environments. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 45(4): 1029-1038 [DOI: 10.1109/TGRS.2006.890412]

Federal Aviation Administration and Aeronautical Information Service. 2019. Digital obstacle file format description [R/OL]. [2026-07-31]. https://www.faa.gov/air_traffic/flight_info/aeronav/digital_products/dof/.

Flanigen P, Copeland R, Sarter N and Atkins E M. 2022. Current challenges and mitigations for airborne detection of vertical obstacles// Proceedings of SPIE, Virtual, Augmented, and Mixed Reality Technology for Multi-Domain Operations III. Orlando, United States: SPIE: 19 [DOI: 10.1117/12.2632809]

Flanigen P, Atkins E and Sarter N. 2024. Modular approach for online vertical obstacle detection. Journal of Aerospace Information Systems, 21(7): 579-597 [DOI: 10.2514/1.I011244]

Gao G S, Shang Y Q and Dong Y. 2025. Review of deep learning algorithms for small object detection in optical remote sensing images. Journal of Image and Graphics, 30(11): 3479-3505 (高广帅, 尚云琦, 董燕. 2025. 光学遥感图像小目标检测深度学习算法综述. 中国图象图形学报, 30(11): 3479-3505) [DOI: 10.11834/jig.240740]

Han X F, Jin J S, Wang M J, Jiang W, Gao L and Xiao L. 2017. A review of algorithms for filtering the 3D point cloud. Signal Processing: Image Communication, 57: 103-112 [DOI: 10.1016/j.image.2017.05.009]

Han Y L. 2024. Research on obstacle detection and recognition technology based on fusion of 3D laser point clouds and optical images. Beijing: Beijing University of Posts and Telecommunications (韩亚霖. 2024. 基于三维激光点云与光学图像融合的障碍物检测识别技术研究. 北京: 北京邮电大学)

Han W J, Yang F and Peng J G. 2012. Research on extraction and modeling methods for power lines from laser point clouds. Yangtze River, 43(8): 18-21+37 (韩文军, 阳锋, 彭检贵. 2012. 激光点云中电力线的提取和建模方法研究. 人民长江, 43(8): 18-21+37) [DOI: 10.16232/j.cnki.1001-4179.2012.08.029]

Haroun F M E, Deros S N M and Din N M. 2021. Detection and monitoring of power line corridor from satellite imagery using RetinaNet and K-mean clustering. IEEE Access, 9: 116720-116730 [DOI: 10.1109/ACCESS.2021.3106550]

Hu N, Zhang Z, Arundel S T, Shavers E and Liu J. 2026. Structure-aware unsupervised transmission corridor structure extraction from 3DEP lidar using graph attention embeddings and reinforcement-learned DBSCAN. Transactions in GIS, 30(5): e70340 [DOI: 10.1111/tgis.70340]

Huang B, Yang J, Streltsov A, Bradbury K, Collins L M and Malof J. 2021. GridTracer: automatic mapping of power grids using deep learning and overhead imagery [EB/OL]. [2026-07-31]. [DOI: 10.48550/arXiv.2101.06390]

Huang T T, Liu Z, Chen X W and Bai X. 2020. EPNet: enhancing point features with image semantics for 3D object detection // Proceedings of the 16th European Conference on Computer Vision,

© 中国图象图形学报版权所有

Glasgow. Cham：Springer：35-52［DOI：10.1007/ 978-3-030-58555-6_3］

Huang Y，Du Y and Shi W. 2021. Fast and accurate power line corridor survey using spatial line clustering of point cloud. Remote Sensing，13(8)：1571［DOI：10.3390/rs13081571］

International Civil Aviation Organization. 2018. Doc 10066 aeronautical information management. Montreal：International Civil Aviation Organization.

Japan Civil Aviation Bureau. 2018. Electronic terrain and obstacle data (eTOD) specification. Tokyo：Japan Civil Aviation Bureau.

Jia M D，Yang J M，Meng W L，Guo J W，Zhang J G and Zhang X P. 2024. Survey on the fusion of point clouds and images for environmental object detection. Journal of Image and Graphics，29(6)：1765-1784（贾明达，杨金明，孟维亮，郭建伟，张吉光，张晓鹏. 2024. 融合点云与图像的环境目标检测研究进展. 中国图象图形学报，29(6)：1765-1784）［DOI：10.11834/jig.240030］

Jiang Y，Gu Y and Li X. 2026. CAMF-Det：closure-aware multimodal fusion for LiDAR-camera 3D object detection on UAV platforms［EB/OL］.［2026-07-31］.［DOI：10.48550/arXiv. 2606.09143］

Jiao R，Fan R，Nan W，Lu M，Yang X，Zhao Z，et al. 2026. YOLO-MFDNet：an object detection algorithm for multi-scale remote sensing images. Digital Signal Processing，168：105479［DOI：10.1016/j.dsp.2025.105479］

Kraus K and Pfeifer N. 1998. Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing，53(4)：193-203［DOI：10.1016/S0924-2716(98)00009-4］

Lai Y，Zhong G，Li Z，Li X and Yang J. 2024. Reconstruction of missing power lines based on the spatial shortest distance of fitting model// Proceedings of 2024 IEEE 2nd International Conference on Electrical，Automation and Computer Engineering. Changchun，China：IEEE：704-708［DOI：10.1109/ ICEACE63551.2024.10898736］

Lalak M and Wierzbicki D. 2022. Automated detection of atypical aviation obstacles from UAV images using a YOLO algorithm. Sensors，22(17)：6611［DOI：10.3390/s22176611］

Lemeshko A，Gabdullin B，Drozdov N，Konushin A，Rukhovich D and Kolodiazhnyi M. 2025. Zoo3D：zero-shot 3D object detection at scene level［EB/OL］.［2026-07-31］.［DOI：10.48550/arXiv.2511.20253］

Li J，Cui X，Chen X，Gong H，Hu M，Zhao L，et al. 2026. Estimation of Wind Turbine Heights with Shadows Using Gaofen-2 Satellite Imagery. Sensors，26(4)：1330［DOI：10.3390/ s26041330］.

Li J，Jiang R，Fu R，Gao Y，Liu Y，Cai K，et al. 2026. Mid-air collision risk for urban air mobility：a review. Drones，10(3)：211［DOI：10.3390/drones10030211］

Li J，Tang F，Ma L，Zhu C，Gong Z，Ruhaiyem N I R，et al. 2025. Point-SCT：a multiscale spatial convolution-Swin transformer network for point cloud ground filtering in complex mountainous terrains. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing，63：1-18［DOI：10.1109/TGRS.2025.3573023］

Li M，Wang G，Zhu M，Li C，Liu H，Pan X，et al. 2024. DFAMNet：dual fusion attention multi-modal network for semantic segmentation on LiDAR point clouds. Applied Intelligence，54(4)：3169-3180［DOI：10.1007/s10489-024-05302-7］

Li M J and Shi R. 2011. Safety evaluation methods for obstacles in civil airport clearance zone. Journal of Safety and Environment，11(1)：226-229（李明捷，石荣. 2011. 民用机场净空区内障碍物安全性评价方法研究. 安全与环境学报，11(1)：226-229）［DOI：10.3969/j.issn.1009-6094.2011.01.053］

Li W，Luo Z，Xiao Z，Chen Y，Wang C and Li J. 2022. A GCN-based method for extracting power lines and pylons from airborne LiDAR data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing，60：1-14［DOI：10.1109/TGRS.2021.3076107］

Li Z，Wang W，Li H，Xie E，Sima C，Lu T，et al. 2025. BEVFormer：learning bird′s-eye-view representation from LiDAR-camera via spatiotemporal transformers. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence，47(3)：2020-2036［DOI：10.1109/TPAMI.2024.3515454］

Liang B B，Shao Q，Cai X Y，Zhu P，Zhang S R and Li W. 2026. Review of low-altitude navigation risk perception，assessment and control methods. Transactions of Beijing Institute of Technology，46(5)：451-469（梁斌斌，邵荃，蔡鑫宇，朱培，张生润，李炜. 2026. 低空航行风险感知、评估与控制方法研究综述. 北京理工大学学报，46(5)：451-469）［DOI：10.15918/j.tbit1001-0645.2025.166］

Lin L B，Zhou J，Huang P L，Li L Z and Ou J S. 2024. Research and application of 3D laser point cloud clustering method based on image detection. Control Engineering of China，31(8)：1478-1484（林乐彬，周军，皇攀凌，李留昭，欧金顺. 2024. 基于图像检测的三维激光点云聚类方法研究与应用. 控制工程，31(8)：1478-1484）［DOI：10.14107/j.cnki.kzgc. 20220072］

Lin T Y，Goyal P，Girshick R，He K M and Dollár P. 2017. Focal loss for dense object detection// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. Venice，Italy：IEEE：2980-2988.［DOI：10.1109/ICCV.2017.324］

Liu C A，Sun S M and Zhao L J. 2021. Lightweight network for power tower extraction from laser point clouds. Laser Technology，45(3)：367-372（柳长安，孙书明，赵丽娟. 2021. 基于激光点云实现杆塔提取的轻量级网络. 激光技术，45(3)：367-372）［DOI：10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2021.03. 018］

Liu X，Dai P C，Zeng F and Wang W. 2026. BeiDou grid coding assisted basemap construction method for UAV low-altitude path planning. GNSS World of China，51(1)：5-11（刘欣，戴鹏程，曾凤，王伟. 2026. 面向无人机低空路径规划的北斗网格码辅助底图构建方法. 全球定位系统，51(1)：5-11）［DOI：10.12265/j.gnss.2025033］

Liu Y，Aleksandrov M，Zlatanova S，Zhang J，Mo F and Chen X. 2019.

© 中国图象图形学报版权所有

Classification of power facility point clouds from unmanned aerial vehicles based on Adaboost and topological constraints. Sensors, 19(21): 4717 [DOI: 10.3390/s19214717]

Liu Y C. 2024. Semantic segmentation model for LiDAR point clouds fused with aerial imagery. Wuhan: Wuhan University (刘永畅. 2024. 融合航空影像的LiDAR点云语义分割模型. 武汉: 武汉大学)

Liu Z, Huang T, Li B, Chen X, Wang X and Bai X. 2022. EPNet++: cascade bi-directional fusion for multi-modal 3D object detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence: 1-18 [DOI: 10.1109/TPAMI.2022.3228806]

Luo C W, Li D, Nie S and Sui L C. 2024. A robust method for fitting spatial cylindrical surfaces to laser point clouds. Journal of Geomatics, 49(3): 31-34 (罗成文, 黎东, 聂胜, 隋立春. 2024. 一种稳健的激光点云拟合空间圆柱面方法. 测绘地理信息, 49(3): 31-34) [DOI: 10.14188/j.2095-6045.2022188]

Luo Y W, Huo G Y and Cheng Z. 2026. Sonar image target detection using sample generation and Swin Transformer-YOLO network. Acta Acustica, 51(1): 201-215 (罗雨薇, 霍冠英, 成振. 2026. 样本生成与Swin Transformer-YOLO网络结合的声呐图像目标检测. 声学学报, 51(1): 201-215) [DOI: 10.12395/0371-0025.2024408]

Ma W F. 2023. Research on key technologies of transmission line inspection using airborne laser point clouds. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 52(9): 1612 (麻卫峰. 2023. 机载激光点云输电线路巡检关键技术研究. 测绘学报, 52(9): 1612 [DOI: 10.11947/j.AGCS.2023.20220230]

Ma W F, Wang C, Wang J L, Zhou J C and Ma Y Y. 2020. Residual clustering method for fine extraction of power transmission lines from laser point clouds. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 49(7): 883-892 (麻卫峰, 王成, 王金亮, 周京春, 麻源源. 2020. 激光点云输电线精细提取的残差聚类法. 测绘学报, 49(7): 883-892) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2020.20190373]

Ma Y, Wang G, Liu T, Wang Y, Geng H and Jiang W. 2025. Enhanced automatic span segmentation of airborne LiDAR powerline point clouds: mitigating adjacent powerline interference. Sensors, 25(20): 6448 [DOI: 10.3390/s25206448]

Mandroux N, Dagobert T, Drouyer S and Grompone Von Gioi R. 2022. Single Date Wind Turbine Detection on Sentinel-2 Optical Images. Image Processing On Line, 12: 198-217 [DOI: 10.5201/ipol.2022.384]

Meng X, Currit N and Zhao K. 2010. Ground filtering algorithms for airborne LiDAR data: a review of critical issues. Remote Sensing, 2(3): 833-860 [DOI: 10.3390/rs2030833]

Middendorf J, Kelm A and Frintrop S. 2025. AutoWindLoc: Precise Localization of Wind Turbines in High-Resolution Orthophotos for Enhanced Registers. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLVIII-M-7-2025: 35-42 [DOI: 10.5194/isprs-archives-XLVIII-M-7-2025-35-2025].

Nardinocchi C, Balsi M and Esposito S. 2020. Fully automatic point cloud analysis for powerline corridor mapping. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 58(12): 8637-8648 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.2989470]

National Technical Committee on Geographic Information Standardization. 2017. GB/T 35653.1-2017 Geographic information-imagery and gridded data-part 1: content model. Beijing: Standards Press of China (全国地理信息标准化技术委员会. 2017. GB/T 35653.1-2017 地理信息 影像与格网数据的内容模型. 北京: 中国标准出版社).

Omairi A, Zool H I and Casas G G. 2025. Df-3dnet: A lightweight approach based on deep learning for 3d telecommunication tower asset classification. IET Image Processing, 19(1): e70149 [DOI: 10.1049/ipr2.70149]

Parrish C E, Tuell G H, Carter W E and Shrestha R L. 2005. Configuring an airborne laser scanner for detecting airport obstructions. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 71(1): 37-46 [DOI: 10.14358/PERS.71.1.37]

Petrovsky A, Doole M, Ellerbroek J, Hoekstra J M and Tomasello F. 2018. Challenges with obstacle data for manned and unmanned aviation. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XLII-4/W10: 143-149 [DOI: 10.5194/isprs-archives-XLII-4-W10-143-2018]

Qi C R, Yi L, Su H, et al. 2017. PointNet++: Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space// Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems. Red Hook, NY, USA: Curran Associates, Inc.: 5105-5114 [DOI: 10.5555/3295222.3295263]

Qiao Y, Xi X, Wang C, Du M, Nie S, Liu W, et al. 2024. A framework for automated reconstruction of communication towers from terrestrial laser scanning point clouds. International Journal of Digital Earth, 17(1): 2366431 [DOI: 10.1080/17538947.2024.2366431]

Qin N, Tan W, Guan H, Wang L, Ma L, Tao P, et al. 2023. Towards intelligent ground filtering of large-scale topographic point clouds: a comprehensive survey. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 125: 103566 [DOI: 10.1016/j.jag.2023.103566]

Qin N, Tao P, Guan H, Kang Z, Ma L, Hu X, et al. 2026. SparseGF: a height-aware sparse segmentation framework with context compression for robust ground filtering across urban to natural scenes [EB/OL]. [2026-07-31]. [DOI: 10.48550/arXiv.2604.21356]

Qiu Y, Gao Q and Yuan L. 2026. DeepLA-Net: A Power Line Point Cloud Semantic Segmentation Network Fusing Multi-Level Features and Deep Supervision. IEEE Access, 14: 23921-23935 [DOI: 10.1109/ACCESS.2026.3663838]

Queffélec P L, Trouvé N, Roussel S, Wu T and Vallet B. 2026. Point2WSS: reconstructing LoD2 buildings from aerial LiDAR data

© 中国图象图形学报版权所有

using multimodal learning and weighted straight skeleton. ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, XI-2-2026: 331-340 [DOI: 10.5194/isprs-annals-XI-2-2026-331-2026]

Raza A and Hanif F. 2026. Chronological review and performance analysis of YOLO-based deep learning frameworks in complex geospatial environments. Applied Artificial Intelligence, 40(1): 2626114 [DOI: 10.1080/08839514.2026.2626114]

Robinson I, Robicheaux P, Popov M, Ramanan D and Peri N. 2025. RF-DETR: neural architecture search for real-yime detection transformers. arXiv [DOI: 10.48550/arXiv.2511.09554]

Sapkota R, Cheppally R H, Sharda A and Karkee M. 2026. YOLO26: key architectural enhancements and performance benchmarking for real-time object detection [EB/OL]. [2026-07-31]. [DOI: 10.48550/arXiv.2509.25164]

Shi C, Zheng X, Zhao Z, Zhang K, Su Z and Lu Q. 2024. LSKF-YOLO: large selective kernel feature fusion network for power tower detection in high-resolution satellite remote sensing images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 62: 1-16 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3389056]

Shi Y, Ma L, Li J, Wang X and Yang Y. 2024. A region feature fusion network for point cloud and image to detect 3D object. IET Collaborative Intelligent Manufacturing, 6(2): e12100 [DOI: 10.1049/cim2.12100]

Shi Z H, Wu C W, Li C J, You Z Z, Wang Q and Ma C C. 2023. Progress of deep learning-based object detection for aerial remote sensing images. Journal of Image and Graphics, 28(9): 2616-2643 (石争浩, 仵晨伟, 李成建, 尤珍臻, 王泉, 马城城. 2023. 航空遥感图像深度学习目标检测技术研究进展. 中国图象图形学报, 28(9): 2616-2643) [DOI: 10.11834/ jig.221085]

Sindagi V A, Zhou Y and Tuzel O. 2019. MVX-Net: Multimodal VoxelNet for 3D Object Detection. //Proceedings of 2019 International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Montreal, QC, Canada: IEEE: 7276-7282 [DOI: 10.1109/ICRA.2019. 8794195]

Štroner M, Boušek M, Kučera J, Váchová H and Urban R. 2025. Multi-size voxel cube (MSVC) algorithm - a novel method for terrain filtering from dense point clouds using a deep neural network. Remote Sensing, 17(4): 615 [DOI: 10.3390/ rs17040615]

Tan B, Yang L, Zhou W C, Liu B C and Jiang W S. 2016. Semi-automatic modeling of power lines based on circularity and catenary equation. Science of Surveying and Mapping, 41(12): 243-247 (谭波, 杨亮, 周伟才, 刘丙财, 江万寿. 2016. 基于圆形度和悬链方程的电力线半自动建模. 测绘科学, 41(12): 243-247) [DOI: 10.16251/j.cnki.1009-2307.2016. 12.048]

Tang L L, Qi H, Shi H Y, Yang H, Sun L L, Guo X G, et al. 2026. Low-altitude sky-lane map: a new infrastructure of the high-density flying safety for low-altitude economy. Chinese Science Bulletin, 71(13): 2919-2932 (唐炉亮, 齐恒, 施泓羽, 杨红, 孙乐乐, 郭小刚, 等. 2026. 低空航路地图: 支撑低空经济规模化飞行安全的公共基础设施. 科学通报), 71(13): 2919-2932 [DOI: 10.1360/TB-2025-1234]

Thomas H, Qi C R, Deschaud J E, Marcotegui B, Goulette F and Guibas L. 2019. KPConv: flexible and deformable convolution for point clouds// Proceedings of 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Seoul, Korea (South): IEEE: 6410-6419 [DOI: 10.1109/ICCV.2019.00651]

Vera-Yanez D, Pereira A, Rodrigues N, Molina J P, García A S and Fernández-Caballero A. 2023. Vision-based flying obstacle detection for avoiding midair collisions: a systematic review. Journal of Imaging, 9(10): 194 [DOI: 10.3390/ jimaging9100194]

Vora S, Lang A H, Helou B and Beijbom O. 2020. PointPainting: sequential fusion for 3D object detection// Proceedings of 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, WA, USA: IEEE: 4603-4611 [DOI: 10.1109/CVPR.2020.00466]

Wang B, Liang W and Ma G. 2025. LiDAR filtering algorithms: comparison between conventional and deep learning approaches// Proceedings of 2025 6th International Conference on Geology, Mapping and Remote Sensing. Wuhan, China: IEEE: 500-504 [DOI: 10.1109/ICGMRS66001.2025.11065041]

Wang J G, Wang C L, Huang S Q and Shi Y H. 2012. Method and accuracy analysis of unidirectional triangulation for obstacles in airport clearance zone. Science of Surveying and Mapping, 37(2): 179-181 (王建国, 王长路, 黄曙清, 师雁宏. 2012. 机场净空区障碍物单向三角测量的方法及精度分析. 测绘科学, 37(2): 179-181) [DOI: 10.16251/j.cnki.1009-2307.2012. 02.019]

Wang K, Wang Z, Li Z, Su A, Teng X, Pan E, et al. 2025. Oriented object detection in optical remote sensing images using deep learning: a survey. Artificial Intelligence Review, 58(11): 350 [DOI: 10.1007/s10462-025-11256-0]

Wang P, Wang C, Xi X H, Nie S and Du M. 2024. Automatic extraction of high-voltage transmission pylons with multifeature constraints. National Remote Sensing Bulletin, 28(10): 2651-2660 (王濮, 王成, 习晓环, 聂胜, 杜蒙. 2024. 多特征约束的输电通道杆塔点云提取. 遥感学报, 28(10): 2651-2660) [DOI: 10.11834/jrs.20232684]

Wang Y, Sun Y, Liu Z, Sarma S E, Bronstein M M and Solomon J M. 2019. Dynamic Graph CNN for Learning on Point Clouds. ACM Transactions on Graphics, 38 (5): 1-12 [DOI: 10.1145/3326362].

Wen W, Yang R, Tan J X, Liu H and Tan J H. 2024. Vertical slice equal sampling and transformer network for point cloud ground filtering. International Journal of Remote Sensing, 45(14): 4710-4736 [DOI: 10.1080/01431161.2024.2368927]

Wu S, Chen C, Yang B, Yan Z, Wang Z, Sun S, et al. 2025. PylonModeler: a hybrid-driven 3D reconstruction method for power transmission pylons from LiDAR point clouds. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 220: 100-124 [DOI: 10.1016/j.

© 中国图象图形学报版权所有

isprsjprs.2024.12.003]

Wu Y, Xue F, Li M and Chen S H. 2024. A novel building section skeleton for compact 3D reconstruction from point clouds: a study of high-density urban scenes. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 209: 85-100 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.01.020]

Xin L, Sheng L C, Feng J and Zhang H. 2023. A helicopter path planning method based on AIXM dataset. Journal of Cases on Information Technology, 26(1): 1-17 [DOI: 10.4018/JCIT.333469]

Xu J, Dai H, Su B, Wang P, Hu X and Ke T. 2026. End-to-end high-quality DEM generation and ground filtering from ALS point clouds. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 64: 1-15 [DOI: 10.1109/TGRS.2026.3654587]

Xu J, Song J, Li Y, Xin Y and Li Z. 2025. Research on line topology model based on graph convolutional neural network// Proceedings of 2025 International Conference on Electrical, Control and Artificial Intelligence. Guangzhou, China: IEEE: 301-304 [DOI: 10.1109/ICOECAI67333.2025.11335988]

Xu L Z, Chen C F, Chen D X, Wang X J, Yang Z M, Yang S F, et al. 2025. Efficient filtering method for large-scale airborne LiDAR point clouds considering terrain features. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 54(6): 1082-1093 (徐联中, 陈传法, 陈东兴, 王兴杰, 杨子明, 杨淑凡, 等. 2025. 顾及地形特征的大规模机载LiDAR点云高效滤波方法. 测绘学报, 54(6): 1082-1093) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2025.20240123]

Xu Y X, Hu Q W, Duan Y S, Li J Y, Ai M Y and Zhao P C. 2024. Landslide dynamic monitoring technology by fusing LiDAR point clouds and UAV imagery. Bulletin of Surveying and Mapping, (8): 42-47 (徐宇翔, 胡庆武, 段延松, 李加元, 艾明耀, 赵鹏程. 2024. 融合LiDAR点云与无人机影像的滑坡动态监测技术. 测绘通报, (8): 42-47) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2024.0808]

Yan S, Hu X, Sun J, Yang Z, Li S, Shum H Y, et al. 2026. The Vertical Challenge of Low-Altitude Economy: Why We Need a Unified Height System [EB/OL]. [2026-07-31]. [DOI: 10.48550/arXiv.2603.04866]

Yan X, Li Z, Zhai Y, Liu K, Zhang K and Zhao Z. 2025. LSKAFF-YOLO: Large Separable Kernel Attentional Feature Fusion Network for Transmission Tower Detection in High-Resolution Satellite Remote Sensing Images. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 18: 19208-19222 [DOI: 10.1109/JSTARS.2025.3592671]

Yang J, Kang Z and Akwensi P H. 2019. A skeleton-based hierarchical method for detecting 3-D pole-like objects from mobile LiDAR point clouds. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 16(5): 801-805 [DOI: 10.1109/LGRS.2018.2882694]

Ye M, Ward P J, De Plaen J J F G and Koks E E. 2025. A deep learning pipeline to power infrastructure detection in high-resolution satellite images. Big Earth Data, 9(3): 525-546 [DOI: 10.1080/20964471.2025.2490408]

Yin T W, Zhou X Y and Krähenbühl P. 2021. Multimodal virtual point 3D detection//Advances in Neural Information Processing Systems 34. Red Hook, NY, USA: Curran Associates, Inc.: 16494-16507. [DOI: 10.5555/3455716.3456092]

Yin Z, Sun H, Liu N, Zhou H and Shen J. 2023. FGFusion: fine-grained lidar-camera fusion for 3D object detection [EB/OL]. [2026-07-31]. [DOI: 10.48550/arXiv.2309.11804]

Yu D and Ji S. 2022. A new spatial-oriented object detection framework for remote sensing images. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 60: 1-16 [DOI: 10.1109/TGRS.2021.3127232]

Zeng Y X, Wu M H, Wang L Y, Peng H and Li H. 2025. Analysis of low-altitude visual flight obstacles based on real-scene 3D modeling: a case study of Chongqing. Bulletin of Surveying and Mapping, 2025(12): 93-97 (曾一笑, 武萌华, 王乐园, 彭辉, 李晗. 2025. 基于实景三维的低空目视飞行障碍物分析: 以重庆市为例. 测绘通报, 2025(12): 93-97) [DOI: 10.13474/j.cnki.11-2246.2025.1216]

Zhai W, Tong X, Miao S, Cheng C and Ren F. 2019. Collision detection for UAVs based on GeoSOT-3D grids. ISPRS International Journal of Geo-Information, 8(7): 299 [DOI: 10.3390/ijgi8070299]

Zhan J, Liu W and Liu J. 2025. OACNNs-TopoFusion: topology-aware convolution and multimodal fusion for power-line segmentation. IEEE Access, 13: 214141-214160 [DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3646050]

Zhang J and Lin X. 2013. Filtering airborne LiDAR data by embedding smoothness-constrained segmentation in progressive TIN densification. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 81: 44-59 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2013.04.001]

Zhang J, Shan H, Cao X, Yan P and Li X. 2014. Pylon line spatial correlation assisted transmission line detection. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 50(4): 2890-2905 [DOI: 10.1109/TAES.2014.120732]

Zhang K, Chen S C, Whitman D, Shyu M L, Yan J and Zhang C. 2003. A progressive morphological filter for removing nonground measurements from airborne LiDAR data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41(4): 872-882 [DOI: 10.1109/TGRS.2003.810682]

Zhang K, Zhang N, Shi C, Lu Q, Zheng X, Cao Y, et al. 2025. YOLOv9-GDV: a power pylon detection model for remote sensing images. Remote Sensing, 17(13): 2229 [DOI: 10.3390/rs17132229]

Zhang L, Zheng A, Sun X and Sun Z. 2025. Enhanced YOLOv11-based river aerial image detection research. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 22: 1-5 [DOI: 10.1109/LGRS.2025.3576640]

Zhang W Y, Chen J Y and Tan G X. 2023. 3D reconstruction of complex roof point clouds based on 3D primitive fitting. Journal of Geo-information Science, 25(8): 1531 (张文元, 陈江媛, 谈国新.

© 中国图象图形学报版权所有

2023. 基于3D基元拟合的复杂屋顶点云三维重建. 地球信息科学学报, 25(8): 1531 [DOI: 10.12082/ dqxxkx.2023.220927]

Zhang X J, Li C L, Zhang Z Y and Zheng Y. 2025. Constructing in-time risk management capabilities for low-altitude aviation systems: Concepts, technologies, and challenges. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 46(11): 531482 (张学军, 李诚龙, 张志远, 郑远. 2025. 低空航行系统实时风险管理能力构建: 概念、挑战与技术. 航空学报, 46(11): 531482 [DOI: 10.7527/ S1000-6893.2025.31482]

Zhang X J, Liu F W, Zhang Z Y and Tian Y. 2025. Overview of low-altitude intelligent networked system. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 51(6): 1793-1815 (张学军, 刘法旺, 张祖耀, 田野. 2025. 低空智能网联体系. 北京航空航天大学学报, 51(6): 1793-1815) [DOI: 10.13700/j.bh.1001-5965.2025.0123]

Zhang X M, Zhang R F, Liu Y, Xia F and Li G. 2016. Airfield area operation digital management system based on 3-D GIS. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 48(5): 761-771 (张献民, 张润峰, 刘亚, 夏飞, 李刚. 2016. 基于三维GIS的机场飞行区运行数字化管理系统. 南京航空航天大学学报, 48(5): 761-771) [DOI: 10.16356/j.1005-2615. 2016.05.020]

Zhang X Y. 2016. Analysis of interaction among intensive flight activities in complex low-altitude airspace. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics (张翔宇). 2016. 复杂低空密集飞行活动相互影响分析. 南京: 南京航空航天大学)

Zhao B F. 2024. Research on semantic and structural parameter extraction methods for laser point clouds and applications in 3D modeling. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 53(10): 2040 (赵不钒. 2024. 激光点云语义与结构参数提取方法及三维建模应用. 测绘学报, 53(10): 2040 [DOI: 10.11947/ j. AGCS. 2024.20230280]

Zhao Y, Lv W, Xu S, Wei J, Wang G, Dang Q, et al. 2024. DETRs Beat YOLOs on Real-time Object Detection.// Proceedings of 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, WA, USA: IEEE: 16965-16974 [DOI: 10.1109/CVPR52733.2024.01605]

Zheng X, Pan B and Zhang J. 2020. Power tower detection in remote sensing imagery based on deformable network and transfer learning. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 24(8): 1042-1050 (郑鑫, 潘斌, 张健. 2020. 可变形网络与迁移学习相结合的电力塔遥感影像目标检测法. 测绘学报, 24(8): 1042-1050) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2020.20190356]

Zhou M Q, Li C H, Wang L Q, Zhang Y H and Geng G H. 2022. 3D laser point cloud skeleton extraction via balance of local correlation points. Optics and Precision Engineering, 30(22): 2962-2974 (周明全, 李纯辉, 王丽清, 张雨禾, 耿国华. 2022. 局部相关点平衡的三维激光点云骨架提取. 光学精密工程, 30(22): 2962-2974) [DOI: 10.37188/OPE.20223022.2962]

Zhou M, Wu X, He C, Wang R and Chen X. 2025. FreeMask3D: zero-shot point cloud instance segmentation without 3D training. IEEE Robotics and Automation Letters, 10(12): 12301-12308 [DOI: 10.1109/LRA.2025.3621977]

Zi L, Guo J, Cong X, Li K, Bai Y and Zha Y. 2026. Mamba-RSDETR: Vision mamba-enhanced lightweight RT-DETR for remote sensing object detection. Neurocomputing: 135007 [DOI: 10.1016/j.neucom.2026. 135007]

作者简介

杨文，女，工程师，主要研究方向为图像处理和机器学习。E-mail：yangwen_2016@126.com

王焕志，男，工程师，主要研究方向为地理信息系统。E-mail：wang.huanzhi@outlook.com

张瑞，女，助理工程师，主要研究方向为摄影测量与遥感。E-mail：zhangruii0608@outlook.com

© 中国图象图形学报版权所有