

人工智能与遥感科学交叉研究综述：现状与展望

贺威¹, 王子杰¹, 孙根云², 程堪³, 唐旭⁴, 武辰¹, 贺黎明⁵,
任华忠⁶, 胡婷⁷, 冯收⁸, 聂胜⁹, 吴尚蓉¹⁰, 高晗², 冯婕⁴,
杭仁龙¹¹, 丁云¹², 张蕊¹³, 叶沅鑫¹⁴, 马献平¹⁴, 赵旦⁹,
李振海¹⁵, 苏华¹⁶, 徐南¹⁷, 陈超¹⁸, 马爱龙¹, 朱祺琪¹⁹,
闫凯¹⁰, 贾明明²⁰, 张鸿生²¹, 罗毅²²

1. 武汉大学 测绘遥感信息工程全国重点实验室, 武汉 430072;
2. 中国石油大学(华东) 海洋与空间信息学院, 青岛 266580;
3. 西北工业大学 自动化学院, 西安 710072;
4. 西安电子科技大学 人工智能学院, 西安 710068;
5. 东北大学 资源与土木工程学院, 沈阳 110819;
6. 北京大学 地球与空间科学学院, 北京 100871;
7. 南京信息工程大学 遥感与测绘工程学院, 南京 210044;
8. 哈尔滨工程大学 信息与通信工程学院, 哈尔滨 266404;
9. 中国科学院空天信息创新研究院, 北京 100094;
10. 北京师范大学 卫星应用前沿交叉研究院, 北京 100088;
11. 南京信息工程大学 计算机学院, 南京 210044;
12. 安徽大学 人工智能学院, 合肥 230601;
13. 华北水利水电大学 信息工程学院, 郑州 450046;
14. 西南交通大学 地球科学与工程学院, 成都 611756;
15. 山东科技大学 测绘与空间信息学院, 青岛 266590;
16. 福州大学 数字中国研究院(福建), 福州 350108;
17. 深圳大学 建筑与城市规划学院, 深圳 518060;
18. 苏州科技大学 地理科学与测绘工程学院, 苏州 215009;
19. 中国地质大学(武汉) 地理与信息工程学院, 武汉 430074;
20. 中国科学院东北地理与农业生态研究所, 长春 130102;
21. 香港大学 地理系, 中国香港 999077;
22. 云南师范大学 地理学部, 昆明 650050

摘要: 人工智能的快速发展正推动遥感科学从“观测主导”向“智能认知”的范式转变。面对遥感观测规模快速扩张所带来的多源异构、高维特性等挑战, 传统解译方法在效率、精度与可扩展性等方面已难以满足实际需求。以深度学习和大模型为代表的人工智能技术, 为复杂地球系统的自动特征提取、跨模态融合与深层知识发现提供了新的理论支持与技术路径。近年来, 人工智能遥感数据的融合在多类型观测数据(高分辨率光学、高光谱、SAR、LiDAR等)与多类智能任务(分类、检测、分割、变化检测与大模型认知推理)中不断深化, 并在地质、生态、农业、城市与灾害监测等关键应用场景中展现出重塑认知模式并增强决策智能化的潜力。然而, 当前研究仍存在观测机理与模型表征耦合不足、跨区域跨模态泛化能力有限, 以及智能系统可解释性与可信性仍待加强等问题。基于此, 本文从观测技术、智能方法与典型应用3个维度系统梳理人工智能赋能遥感科学

收稿日期: 2025-12-08; 预印本: 2026-01-20

基金项目: 国家自然科学基金(编号:42271347, 42371350, 42271370); 山东省自然科学基金(编号:ZR2024MD095, ZR2024MD030)

第一作者简介: 贺威, 研究方向为图像质量改进, 遥感图像处理, 矩阵/张量分析, 深度学习。E-mail: weihe1990@whu.edu.cn

通信作者简介: 孙根云, 研究方向为城市遥感, 高光谱遥感, 遥感图像智能处理。E-mail: genyunsun@163.com

的最新进展, 总结其发展脉络与共性特征, 探讨面向全球尺度与动态复杂地球系统所面临的关键挑战, 并对构建可泛化、可解释与可持续的下一代智能遥感理论体系和应用框架进行了展望。

关键词: 遥感科学, 人工智能, 深度学习, 交叉应用, 遥感大数据, 智能解译

中图分类号: TP701/P2

引用格式: 贺威, 王子杰, 孙根云, 程臻, 唐旭, 武辰, 贺黎明, 任华忠, 胡婷, 冯收, 聂胜, 吴尚蓉, 高晗, 冯婕, 杭仁龙, 丁云, 张蕊, 叶沅鑫, 马献平, 赵旦, 李振海, 苏华, 徐南, 陈超, 马爱龙, 朱祺琪, 闫凯, 贾明明, 张鸿生, 罗毅. 2026. 人工智能与遥感科学交叉研究综述: 现状与展望. 遥感学报, 30(2): 231–261

He W, Wang Z J, Sun G Y, Cheng G, Tang X, Wu C, He L M, Ren H Z, Hu T, Feng S, Nie S, Wu S R, Gao H, Feng J, Hang R L, Ding Y, Zhang R, Ye Y X, Ma X P, Zhao D, Li Z H, Su H, Xu N, Chen C, Ma A L, Zhu Q Q, Yan K, Jia M M, Zhang H S and Luo Y. 2026. A review of AI and remote sensing research: Current status and future prospects. National Remote Sensing Bulletin, 30(2): 231–261 [DOI: 10.11834/jrs.20265510]

1 引言

作为一门通过非接触方式对地球表面进行广域观测的科学, 遥感为人类认识和理解地球系统过程提供了支撑作用。随着卫星影像、航空摄影以及地面传感器的快速发展与广泛部署, 遥感数据规模呈指数级增长, 推动地球观测进入“大数据时代”。然而, 大规模、多源、异构的遥感数据在极大拓展地球观测能力的同时, 也对传统的数据获取、处理、分析与解译模式提出了前所未有的挑战, 亟需构建新一代的智能化理论与技术体系予以支撑。

人工智能技术在计算机视觉领域的迅猛发展, 为高维数据的自动化处理与复杂模式识别带来了全新范式。其具备的自主学习与表征能力, 进一步推动了从“观测”到“认知”的关键跨越。这些优势使人工智能成为解决当前遥感科学中高维、大尺度和复杂非线性问题的理想技术。近年来, 越来越多的研究将前沿人工智能方法引入遥感领域。图1展示了近十年间人工智能与遥感科学交叉研究论文数量的变化趋势, 涵盖 Remote Sensing of Environment、ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing、IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing 等国际顶级期刊, 以及《遥感学报》和《测绘学报》等国内重要期刊。可以明显看到, 自2021年以来, 相关论文发表及引用数量显著增长, 表明了人工智能驱动的遥感科学研究已成为领域热点与前沿。表1进一步总结了人工智能在遥感科学中的主要研究任务, 涵盖3大层面: 遥感观测技术(高分辨率遥感、高光谱遥感、雷达遥感、激光雷达、热红外与低空遥感); 智能分析方法(遥感分类、目标检测、语义分割、变化检测、大模型与具身智能); 典型应用场景(地质遥感、生态遥感、湿地遥感、农业遥感、海洋/

海岸遥感、灾害遥感与城市遥感)。这一体系化的发展格局表明, 人工智能正深刻重塑遥感科学的理论框架与技术体系。

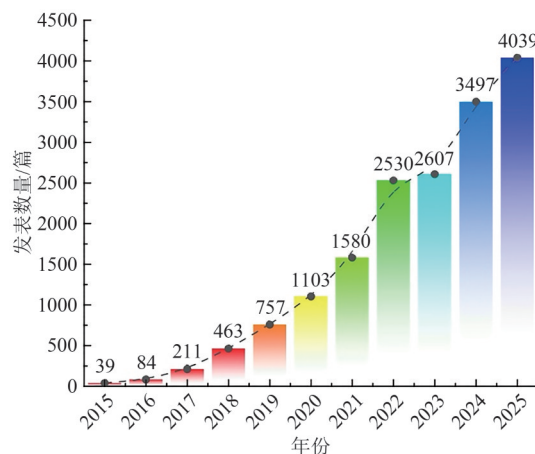
尽管人工智能与遥感科学的融合已展现出显著的交叉创新趋势, 但现有研究多集中于特定算法或单一应用场景, 尚缺乏系统性的理论框架与全景式分析。为弥补这一不足, 有必要分析并构建一份涵盖多源观测、智能方法与典型应用的综合性研究报告。为此, 本文系统梳理了人工智能赋能遥感科学的最新进展与发展趋势, 从观测技术、算法方法到应用场景展开全方位回顾。如图2所示, 首先, 基于遥感观测技术视角, 分析不同观测手段, 如高分辨率遥感、高光谱遥感、雷达遥感、激光雷达等, 在信息提取与特征解析中的关键问题, 探讨人工智能在建模复杂物理过程与提升解译精度方面的全新思路。其次, 从人工智能技术视角出发, 审视深度学习、大模型及具身智能等前沿方法在遥感科学中的适应性与变革潜力, 揭示其在表征学习、知识迁移和跨模态感知中的优势。进一步, 从应用层面系统阐述人工智能在地质、生态、海洋、城市与灾害等典型场景中所推动的范式革新, 展示其在深化地球系统认知与支撑智能决策方面的重要价值。最后, 本文深入探讨制约人工智能与遥感深度融合的核心挑战, 并对未来可能的研究方向与突破路径进行展望。

2 人工智能与遥感科学交叉发展

从遥感观测的本体逻辑来看, 地球系统观测能力的提升, 根本上依赖于不同观测手段在空间、光谱与时间维度上的解析深度及其互补性。当前, 以高分辨率光学遥感、高光谱成像、雷达遥感与激光雷达为代表的多源观测体系, 已能够在地表精细结构、物质组成、动态变化与三维几何等方

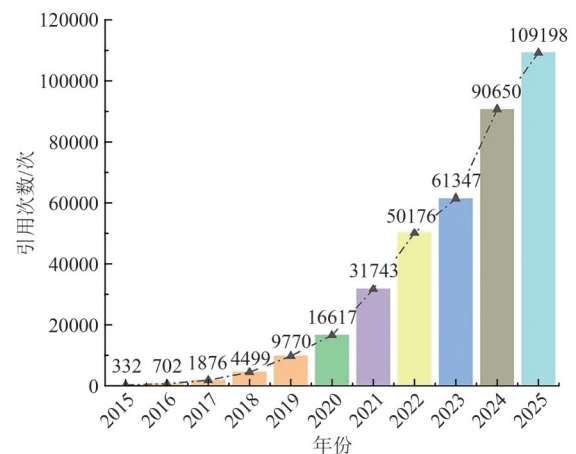
面实现互补支撑。这些传感器在成像机理、空间分辨率、光谱响应和时空覆盖上存在显著差异,导致多模态信息融合、特征解析及不确定性传播等问题,成为高精度遥感解译的关键瓶颈 (Guo 和 Liang, 2024)。面对非线性、多尺度与耦合性强的地球观测问题,传统依赖物理模型和人工经验的分析方法已难以充分刻画其复杂机理。人工智能的引入,为遥感科学实现从经验驱动向智能驱动

提供了重要契机。借助深度网络的层级特征表达与跨模态关联建模,人工智能能在复杂物理过程表征、特征模式抽象与信息融合优化等方面展现出超越传统方法的潜力,从而在“如何观测”“观测什么”与“如何理解”3大认知层面,重塑了遥感科学的基本范式 (图3)。遥感科学领域与人工智能技术的6个核心方向代表性数据集如表2所示。



(a) 人工智能遥感论文发表情况

(a) Publications of artificial intelligence remote sensing papers



(b) 人工智能遥感论文引用情况

(b) Citation of artificial intelligence remote sensing papers

图1 过去十年来,在国内外重要期刊上发表的遥感科学与人工智能相关的文章数量统计(统计数据来源于Web of Science)
Fig. 1 Statistics of the number of articles related to remote sensing science and artificial intelligence published in important domestic and foreign journals in the past decade (The statistics presented herein were obtained from Web of Science)

表1 在遥感科学领域与人工智能技术的代表性任务

Table 1 Representative tasks in the field of remote sensing science with artificial intelligence technology

研究层面	任务种类	典型方法	数据来源
遥感观测技术	高分辨率遥感	CNN	GF-2、GL-1、GeoEye-1、WorldView-2等
	高光谱遥感	3D CNN	GF-5、EO-1、Zhuhai-1、航空平台等
	雷达遥感	随机森林、CNN	GF-3、Sentinel-1、TerraSAR-X等
	激光雷达	3D CNN	ICESat-2、GEDI、GF-7、勾芒号等
	热红外遥感	CNN	MODIS、HJ-2A、SDGSAT-1等
	低空遥感	迁移学习	无人机数据等
智能分析方法	遥感分类	CNN、Transformer	GF-2、Sentinel-2、Google Earth images等
	目标检测	YOLO、DETR	GF-2、JL-1、Google Earth images、等
	语义分割	UNet	JL-1、GF-2、Google Earth images、航空平台等
	变化检测	CNN、RNN	GF-2、WorldView-2/3、Sentinel-2等
	大模型	对比学习、预训练—微调	多模态遥感图像、自然语言指令等
	具身智能	强化学习	点云地图、轨迹路径、环境状态变化等
典型应用场景	地质遥感	随机森林、CNN	Sentinel-2、Landsat、GF-5、Sentinel-1、SRTM等
	生态遥感	DNN	MODIS NDVI/EVI、HJ-1A/1B CCD、GIMMS等
	湿地遥感	LSTM、CNN	Sentinel、Landsat、MODIS、GDEM、SRTM等
	农业遥感	LSTM、机理模型	MODIS、Sentinel-2、HJ-1A/1B CCD等
	海洋/海岸遥感	ANN、CNN	MODIS-Aqua/Terra、GHRSSST、HY-2等
	灾害遥感	CNN、Transformer	Sentinel-1/2、WorldView-2/3/4、Himawari-8、OSM等
	城市遥感	CNN	Sentinel-2、Landsat、Sentinel-1、GF系列等

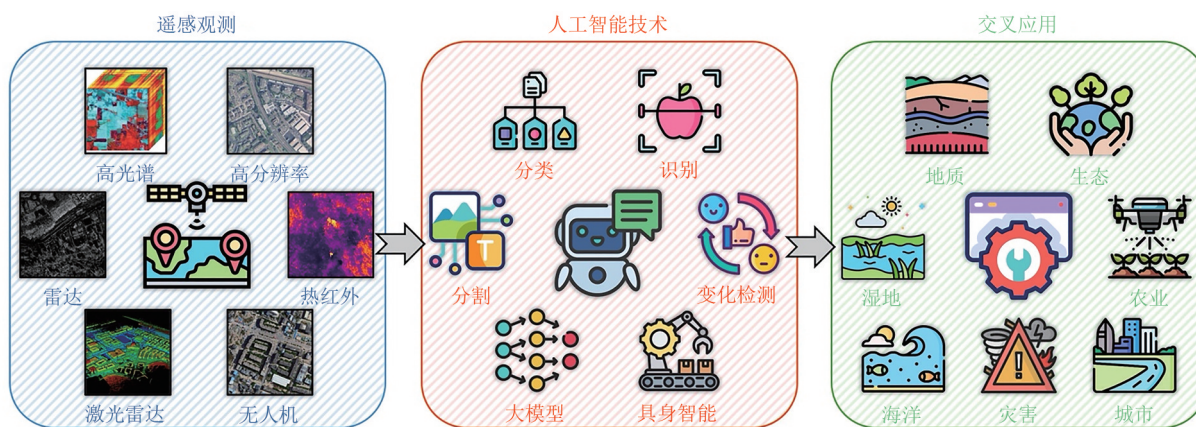


图2 综述框架图(从遥感观测到人工智能技术再到交叉应用)

Fig. 2 Overview framework diagram (From remote sensing observation to artificial intelligence technology and then to cross-application)

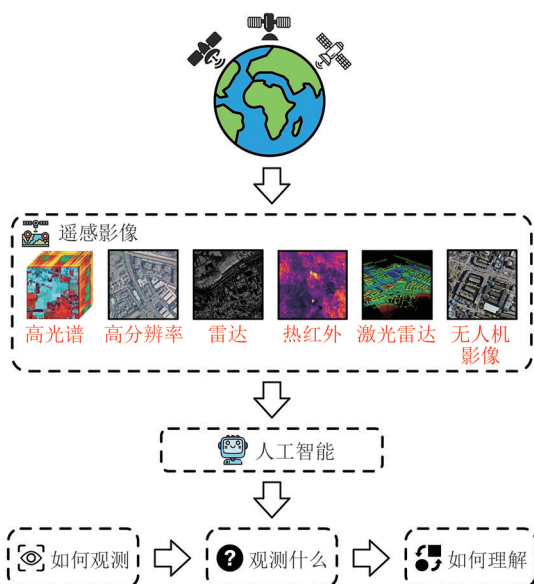


图3 人工智能赋能多源遥感从观测到认知的范式演进

Fig. 3 Artificial intelligence empowers the paradigm evolution of multi-source remote sensing from observation to cognition

2.1 高分辨率遥感

高分辨率遥感凭借其卓越的地物细节的捕捉能力,已成为现代地球观测和环境监测的核心技术之一。与中低分辨率遥感相比,其空间分辨率上通常达到亚米级甚至更高,能够提供精细的地表结构信息,为城市建模、精细农业、基础设施监测及灾害评估等应用提供了强有力的数据支持。典型数据源包括高分辨率光学卫星(如WorldView系列、GF-2/6)、机载激光雷达(LiDAR)与无人机影像平台,这些平台能够在不同尺度和视角下获取高空间、多光谱乃至超光谱数据。在数据维度特征方面,高分辨率遥感还能够在光谱维度提

供多波段、多极化信息,结合其高时效性与重复覆盖能力,实现了对地表动态变化的精细观测。

高分辨率遥感在城市规划(Amini等,2022)、土地利用/覆盖监测(Robinson等,2019)、智慧交通(Agarwal等,2022)、环境监测及灾害响应(Ahmad,2024)等领域展现出广泛应用潜力。例如,城市高精度建筑与道路信息的获取,有力支持了数字孪生城市的建设;农业地块精细化监测与作物生长状态评估,为精准农业提供了科学决策依据;在灾害监测中,高分辨率遥感能够快速定位受损区域,为救援部署与损失评估提供及时响应。

然而,高分辨率遥感的深入应用仍面临若干发展瓶颈。首先,庞大的数据量庞对存储、传输与计算资源提出了高要求;其次,成像过程中易受噪声、云雾遮挡、光照变化及大气散射等因素干扰,降低数据的稳定性与可解译性;此外,高分辨率数据的人工标注成本高昂,导致大规模高质量训练样本匮乏,制约了精细目标识别与多源融合分析能力的发展(Jiang等,2022)。

针对上述问题,人工智能技术为高分辨率遥感数据的处理与分析人提供了新的解决途径。通过多模态学习框架,高分辨率光学影像、LiDAR点云及雷达数据得以实现跨模态信息融合与协同建模,有效增强了复杂场景下的目标检测、变化监测及三维重建能力(Hong等,2023;Luo等,2024)。此外,深度学习在实时处理、跨尺度目标识别及大规模数据自动化分析中展现出独特优势,为推动高分辨率遥感从“数据获取”向“智能感知”的跃升提供了关键支撑(Li等,2025a)。

表2 在遥感科学领域与人工智能技术的代表性数据集
Table 2 Representative datasets in the field of remote sensing science with artificial intelligence technology

遥感类型	典型数据集	数据规模	主要来源	核心观测特征	主要应用场景
高分辨率遥感	DOTA v2.0	11268 图像	航空/商业卫星	亚米级空间分辨率	目标检测、精细结构解析
	SpaceNet 系列	数万 km ²	Maxar/Planet	建筑与道路几何	语义/实例分割、灾害评估
	FAIR1M	15000 图像	多源卫星	精细目标外观	高分遥感目标检测
	LoveDA	5987 图像	Google Earth	城市场景结构	跨区域语义分割
高光谱遥感	Indian Pines	145×145×200	AVIRIS	高维光谱信息	物质识别、光谱解混
	Pavia University	610×340×103	ROSIS	城市光谱差异	精细分类
雷达遥感	SEN12MS	180662 图像对	Sentinel-1/2	结构与介电特性	光学—SAR 融合
	OSCD	24 区域	Sentinel-2/SAR	时序变化	城市变化检测
激光雷达遥感	ISPRS Vaihingen	33 图像	航空 LiDAR	高精度三维几何	3D 语义分割
	ISPRS Potsdam	38 图像	LiDAR/光学	高程与形态	三维结构建模
	Semantic3D	数十亿点	地面 LiDAR	超密集点云	点云语义理解
热红外遥感	KAIST Multispectral	95328 图像对	航空平台	温度与热辐射	热目标检测
	FLIR ADAS v2	9711 图像	车载 TIR	热异常感知	夜间目标识别
	Landsat TIR	全球长期	NASA	地表温度	热异常与环境监测
低空遥感	UAVid	30 视频	无人机	超高分辨率	城市场景理解
	UAVDT	10 h	无人机	低空动态视角	目标检测与跟踪

2.2 高光谱遥感

高光谱遥感作为一种先进的对地观测技术，其核心在于利用成像光谱仪在数百个连续、狭窄的光谱波段中获取地物的反射与辐射信息（Fu 等，2023；Hu 等，2025；Zhao 等，2021）。该技术突破了传统多光谱的局限，以“图像立方体”的形式实现“图谱合一”的特征表达，使得每个像素均具备一条精细连续的光谱曲线。这一特性增强了对地物的精细刻画能力，能够辨识在多光谱遥感中难以区分的特征，如矿物吸收谷与植被红边效应（Petersson 等，2016；Yu 等，2022）。基于上述优势，高光谱遥感已在精细农业、环境监测、地质勘探及灾害评估等重大领域中得到了广泛应用（Hosseinpour-Zarnaq 等，2025；Pande 和 Moharir，2023）。

然而，高光谱遥感技术的深入应用仍面临若干关键挑战。首先，其高维特性导致海量数据量规模，对数据存储、传输和计算资源提出了更高要求。其次，成像过程中，光照、地形、大气效应及传感器噪声等因素，共同制约了遥感数据的光谱稳定性。更重要的是，真实地物标注样本的稀缺性，叠加数据中固有的“同谱异物”和“同物异谱”等复杂性，严重制约了高光谱信息的自

动化、高精度解译（Kherimiche 等，2024）。

针对传统方法在处理高维、非线性高光谱数据时的局限性与泛化能力不足，深度学习技术为该领域注入了新的发展动力。针对高光谱图像分类中光谱与空间难以关联的问题，LKSSAN（Sun 等，2023a）以大核注意力与卷积前馈结构有效建模长程三维特征依赖，在保持三维结构的同时显著提升了分类性能。凭借其强大的自动特征提取能力，深度学习模型能够实现光谱—空间联合特征的端到端提取，有效地捕捉复杂非线性关系，从而显著提升地物解译的精度与鲁棒性。进一步地，通过引入多模态学习机制，深度学习模型能够融合高光谱数据与激光雷达、多光谱等跨模态数据，增强信息互补与解译稳健性（Hu 等，2023a；Zhao 等，2023b）。近年来，随着大规模高光谱数据集持续积累与大模型技术的兴起（如 HyperSigma（Wang 等，2025a）、HyperFree（Li 等，2025c）），高光谱遥感正逐步实现从数据获取到智能解译的范式转变（He 等，2022）。

2.3 雷达遥感

雷达遥感利用微波波段进行探测，能够获取后向散射系数、极化分解特征以及雷达指数等多种特征参数。由于微波特征与参数之间呈现复杂

性的非线性关系,机器学习模型凭借其高度灵活性及处理高维非线性问题的能力 (Ali 等, 2015), 已成为植被参数 SAR 反演研究中的主流方法 (Kumar 等, 2018), 例如随机森林 (Ahmadian 等, 2019; Kumar 等, 2018)、支持向量回归 (Xie 等, 2021)、高斯过程回归 (Xu 等, 2022a) 等。研究表明,多特征训练是机器学习算法有效实施的基础,而结合雷达与光学特征的协同输入,可进一步提高参数反演的精度 (Bahrami 等, 2021; Xu 等, 2022a)。

更重要的是,人工智能的快速发展正推动极化 SAR 数据处理实现从传统人工解译向智能化方向发生研究范式转变。深度学习技术通过深入挖掘极化特征与地物属性间的复杂关联,显著提高了农作物分类与森林监测的精度和效率。以卷积神经网络 (CNN) 为代表的深度学习模型 (Kim, 2014), 能够直接从原始像素中学习散射物理特性,无需依赖人工特征设计,在处理大规模复杂极化数据时展现出显著优势。随着深度玻尔兹曼机、图卷积网络以及基于注意力机制的轻量化网络 (如 DeepLabV3+) 等架构不断涌现 (Shi 等, 2025), 复值神经网络的发展也为充分挖掘复值极化信息提供了新的技术路径 (Alkhatib 等, 2025)。

然而,现有以经验或半经验为主的反演模型,在研究范式逐渐从机理模型转向数据驱动模型的过程中,削弱了对雷达特征与植被冠层间内在散射机理的深入探索。因此,发展融合微波散射机理的数据驱动模型已成为一项重要课题。在分类任务中,样本标注困难、公开数据集稀缺以及模型参数的高维性制约了方法的推广。为缓解对标注数据的依赖,近期研究聚焦于半监督学习、小样本学习、迁移学习与领域自适应等技术。此外,轻量化模型与基于散射机理引导的物理神经网络,也正成为提升模型泛化能力、精度与可解释性的重要研究方向。

2.4 激光雷达遥感

激光雷达作为典型的主动遥感技术,通过发射激光脉冲并测量其往返时间,能够高效获取地物的三维几何形态与回波强度信息 (Wang 等, 2024b)。该技术支持地面、车载、机载与星载等多平台部署,满足从局地到全球的多尺度观测需

求。典型任务如星载 ICESat-2、GEDI、高分七号与“勾芒号”等,实现了全球范围的垂直结构测量;而机载及无人机 LiDAR 系统则在局地与区域尺度上提供高密度点云数据,支撑从宏观地形测绘到精细三维重建的多层次应用。

激光雷达数据具有显著的多维信息表征能力:在空间维度上,其高程与定位精度可达厘米至米级;在时间维度上,支持多期观测,以表征地表动态变化;在信号维度上,涵盖强度、多次回波、全波形乃至偏振参数。此外,部分多/高光谱 LiDAR 系统还能同时提供可见光与近红外波段的光谱信息 (Gao 等, 2025)。这些多维特征共同赋予 LiDAR 在结构化、定量反应和多尺度地表认知中的独特优势。

凭借其高精度与三维表征能力, LiDAR 在林业、地形测绘、城市建模与灾害监测等领域已发挥重要作用 (Wang 等, 2024b; Dong 和 Chen, 2017)。在生态监测中, LiDAR 能够精确提取冠层三维结构参数,为生物量及碳储量估算提供关键数据支撑;在地形测绘中,即使在茂密集植被覆盖区域,仍可生成高精度数字高程模型 (DEM) 与数字表面模型 (DSM);在智慧城市领域, LiDAR 点云为数字孪生构建提供精确空间基底;在灾害响应方面,基于多期 LiDAR 数据的过差分分析可有效识别滑坡、地面沉降与地表形变。此外,该技术在海岸带与湿地监测、基础设施巡检等场景中也展现出持续拓展的应用潜力。

尽管如此,激光雷达技术的深入发展仍面临若干关键瓶颈 (杨必胜和董震, 2019; Wang 等, 2024b)。首先,海量点云数据对存储、传输与计算资源构成显著压力;其次,数据中普遍存在的噪声干扰、冗余信息及不规则结构,显著增加了后续解译与三维建模的复杂度;此外,大规模高质量标注样本的缺乏,也制约了深度学习算法的精度与泛化能力。传统基于人工特征与经验规则的方法,在复杂场景下稳健性不足,难以实具有高鲁棒性的自动化解译。

随着人工智能技术的迅猛发展,激光雷达与深度学习的深度融合已成为智能遥感的重要方向。深度神经网络能够自动提取多层次空间几何与语义特征,显著提升目标检测、语义分割及参数反演的精度与稳健性 (Dong 和 Chen, 2017)。同时,人工智能驱动的端到端学习框架结合 GPU 并行计

算能力,有效实现了点云处理效率的大幅提升。展望未来,融合激光雷达与多/高光谱、雷达等多模态数据,实现跨模态特征协同与知识迁移,将成为进一步提升LiDAR解译能力、与拓展其智能化应用边界的关键方向(Magruder等,2024)。

2.5 热红外遥感

随着热红外传感器技术的不断进步,卫星、无人机及地面平台已能便捷地获取热红外遥感数据。结合人工智能技术,基于热红外数据的目标识别研究逐渐引起了广泛关注。目前,已有多个公开的地面平台热红外目标检测数据集,如FLIR ADAS Dataset v1.3和V2.1、LLVIP、OSU Thermal Pedestrian Database、M3FD以及CVC-14等(Davis和Sharma,2007;González等,2016;Jia等,2021),以及面向热红外目标跟踪任务的地面视角视频序列数据集,如BU-TIV Dataset、PTB-TIR、PDT-ATV、Terravic Motion IR和LSOTB-TIR等(Liu等,2020;Portmann等,2014)。然而,基于无人机平台采集的热红外目标检测数据集相对匮乏,已有的如哈佛大学等团队构建的BIRDSAI数据集、法国卡昂大学VEDAI数据集及天津大学发布的DroneVehicle数据集(Bondi等,2020;Jiang等,2025;Razakarivony和Jurie,2016;Sun等,2022)。

目前,热红外遥感目标检测研究主要集中在地面视角的热红外图像,主要应用于自动驾驶、无人驾驶和医疗诊断等领域。由于地面平台热红外图像的成像视角与大规模光学自然图像数据集相似,研究者通常通过深度学习微调大规模光学数据集的预训练模型(Bochkovskiy等,2020;Zhou等,2021),以减少对数据量的需求,并适应新的热红外目标检测任务。基于迁移学习的热红外遥感目标检测方法有效降低了训练时间和计算资源的需求,同时提升了模型的泛化能力。然而,航空热红外遥感目标检测面临复杂场景的挑战。首先,由于成像条件复杂,目标特征常常不明显,背景信息在某些情况下甚至比目标更为突出,导致大量漏检与误检。其次,目标尺寸的差异,尤其是在不同分辨率或相同分辨率传感器下的尺寸变化,对检测算法的尺度适应性提出了极高要求。发展兼顾小尺度与大尺度目标的检测算法,依然是当前研究的一大挑战。此外,不同热红外传感器所获取的图像在信噪比与空间分辨率方面存在

较大差异(Jiang等,2024)。

与地面和无人机平台的热红外数据相比,星载热红外遥感的空间分辨率较低,多为公里级,目前公开可用的最高分辨率为十米级。因此,星载热红外遥感目标检测研究主要集中在云检测任务上,常见的方法包括阈值分割与基于特征提取和分类的技术(Liu等,2011;Zhu和Woodcock,2012)。热红外遥感目标检测也在军事应用中扮演重要角色,尤其在伪装目标检测、舰船识别、红外制导及地雷探测等领域具有重要意义。基于深度学习的伪装目标检测已成为计算机视觉领域的研究热点,不仅增强了自然图像目标检测技术,也推动了军事监测应用的智能化进程(李建东等,2024;李召良等,2025;史彩娟等,2022)。

2.6 低空遥感

低空遥感依托无人机与轻型航空平台,在距地高度1000 m以下空域获取地表信息。相较于卫星遥感,其具备显著优势:高分辨率可达厘米级甚至毫米级(李林源等,2025),能够精细捕捉地物特征;具备高频采集与快速响应能力,可在短时间内实现重复覆盖;平台灵活性强,支持搭载多种传感器,满足农业监测、城市规划等多领域应用需求(吴志峰等,2025);同时具有成本低、操作简便的特点,可快速获取定制化数据;在复杂气象条件下仍能保持较高可靠性,克服了卫星遥感易受天气影响的局限。

当前,低空遥感数据集正朝着“任务—场景—模态”三位一体的体系化方向发展。任务维度覆盖目标检测与跟踪(如VisDrone(Zhu等,2022a)、DroneSwarms(Cao等,2025))、语义分割(如UAVid(Lyu等,2020)、SkyScenes(Khose等,2025))、实例计数(如DroneCrowd(Wen等,2021)、AnimalDrone(Zhu等,2021))及自主导航(如AerialVLN(Liu等,2023c)、CityNav(Lee等,2025b))等智能感知任务。场景维度涵盖城市交通(如AU-AIR(Bozcan和Kayacan,2020)、DRIFT(Lee等,2025a))、智慧农业(如PDT(Zhou等,2025)、WeedsGalore(Celikkan等,2025))、海事监管(如SeaDronesSee-v2(Varga等,2022)、KOLOMVERSE(Nanda等,2024))和安全应急(如Anti-UAV(Jiang等,2023)、CST Anti-UAV(Xie等,2025))等多个领域。模态维度则从单一

可见光模态扩展到热红外、LiDAR点云等多模态数据融合（如HIT-UAV（Suo等，2023）、MARS-LVIG（Nanda等，2024）、UAVScenes（Wang等，2025e）），显著提升了数据的鲁棒性和跨域适应性，为低空遥感智能化应用提供了坚实基础。

随着三维重建技术的不断发展，低空遥感正逐步向三维数据集构建方向演进。三维重建有效突破了二维影像的表达局限，能够构建精细化的三维环境模型，为城市规划、文化遗产保护等领域提供更为精确的空间数据支撑。结合虚拟现实和增强现实技术，三维数据将进一步推动智能交通、虚拟导览等应用场景的实现，提升在数字孪生和应急响应中的实用价值。

尽管低空遥感在空间分辨率和灵活性方面优势明显，但仍面临数据量大、标注样本稀缺及传感器噪声显著等挑战。海量数据对存储与计算需求巨大，特别是在多模态和三维数据融合过程中，标注一致性和高质量样本的不足制约了模型的泛化能力。此外，光照变化、气象条件等因素也会影响遥感数据稳定性产生影响，进一步增加了数据解译的复杂度。

深度学习的引入为低空遥感带来了新的突破。其具备的自动特征提取能力，支持光谱—空间特征的端到端联合学习，显著提升了地物解译的精度与鲁棒性。尤其是多模态学习机制的融合，更实现了低空遥感与激光雷达、光学影像等多元数据的智能协同，增强了信息的完整性与解译准确性。随着大规模数据集与大模型技术的不断发展（如HyperSigma（Wang等，2025a）、HyperFree（Li等，2025c）），低空遥感正加速迈向智能解译新阶段，并在无人系统协同感知、灾害响应等领域推动技术持续进步。

3 人工智能与遥感科学交叉技术

从智能解析的认知逻辑来看，遥感科学的知识生产正在经历从经验驱动向智能驱动的根本性转变。随着遥感观测分辨率与数据多样性的持续提升，传统依赖人工经验与物理建模的解译方式，在处理多尺度、强非线性与跨模态的复杂地球系统过程时，已难以实现高效率、高精度的信息提取。人工智能的引入为遥感信息处理开辟了新的认知路径。借助深度网络的层次化表征与模式抽象能力，遥感数据得以从静态特征解译跃迁为动

态语义理解，实现了从地物分类、目标识别、语义分割到变化检测的全流程智能协同。进一步地，以大模型与具身智能为代表的新一代技术范式，正在拓展遥感科学的认知边界。大模型通过通用表征与跨域迁移构建统一的感知框架，赋予模型跨区域、跨传感器的强泛化性能；具身智能则融合实景三维与数字孪生技术，推动遥感从被动观测迈向主动认知与决策推理。因此，人工智能与遥感科学的深度融合，不仅是方法论的升级，更是对地球系统观测、认知与理解方式的范式重构。本节将围绕分类、检测、分割、变化检测、大模型与具身智能6个核心方向，系统梳理这一范式转型的技术脉络与前沿进展（如图4所示）。

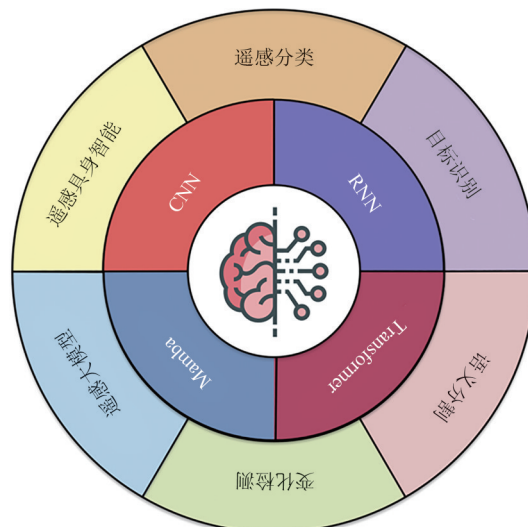


图4 遥感科学中使用的相关人工智能技术

Fig. 4 Related artificial intelligence techniques used in remote sensing science

3.1 遥感分类技术

遥感图像分类技术依据地物电磁辐射特性在影像中的特征，识别其类别与空间分布，从而快速掌握区域环境状况（Maulik和Chakraborty，2017）。遥感图像分类精度受探测通道、地物光谱响应、大气传播特征及传感器性能等等因素共同影响。人工智能技术突破了传统方法对数据分布的假设依赖，借助深度神经网络中的卷积运算实现遥感图像特征的自动提取，有效抑制了上述干扰因素，为遥感图像分类提供了新的技术途径。

当前该领域广泛采用的人工智能算法主要包括CNN、图神经网络、Transformer网络（Veličković等，2018）、Mamba网络（Gu和Dao，2024）以及

大模型(Liu等, 2023b)等。CNN凭借局部感受野和权值共享机制,可有效提取遥感数据的高级特征,并通过误差反向传播不断优化特征表达能力,构建从特征到类别的非线性映射,具有良好的泛化性能。GCN通过构建标记和未标记样本之间的图结构,利用消息传递机制平滑特征空间,缓解光谱变异对分类的影响。Transformer网络依托自注意力机制捕捉影像中样本间的上下文关系,增强地物特征的判别性特征。Mamba网络基于结构化状态空间序列建模,引入选择机制实现输入相关的高效信息筛选,结合硬件感知算法显著提升推理速度与灵活性。遥感大模型通常在一个大规模分类任务上进行预训练并将其作为基础,冻结其参数后仅微调顶层分类器,在各类下游任务中展现出优异的迁移与泛化能力。

遥感分类技术虽发展迅速,但仍面临诸多挑战。首先,遥感数据具有较强的专业性和封闭性,导致标注数据匮乏,制约了数据驱动模型的训练与应用。其次,现有的人工智能模型存在可靠性不足,推理可解释性弱等问题,限制了其在复杂场景下的决策可信度。此外,不同传感器在光谱、空间分辨率方面的差异,造成多源数据间的时空不一致性,进一步削弱了模型的跨传感器泛化能力。

3.2 遥感目标识别技术

遥感目标检测作为自动识别和定位地物目标的核心技术,已广泛应用于城市规划、灾害应急、环境监测、交通管理及国防侦察等领域(Li等, 2020; Redmon等, 2016; Ren等, 2017; Tang等, 2025; Yang等, 2019; Yin等, 2025)。

早期的遥感目标检测主要依赖于人工设计特征和浅层学习模型,通过提取光谱、纹理、形状等特征并结合分类器实现目标识别。此类方法在规则地物场景中表现良好,但在复杂背景、小目标及多类目标共存的情况下检测性能有限。近年来,深度学习的广泛应用显著推动了遥感目标检测的智能化发展。CNN具备端到端的特征学习能力,能够从海量数据中自动提取多层语义特征,实现了检测精度和鲁棒性的显著提升。典型的两阶段检测模型如Faster R-CNN(Ren等, 2017)、基于动态对象序列重构的PDQR(Yin等, 2025)

以及面向小目标的SCRDet(Yang等, 2019)等,均在精度方面取得重要突破。另一方面,以YOLO(Redmon等, 2016)和SSD(Liu等, 2016)为代表一阶段检测算法,将目标检测任务建模为回归问题,在保持较高精度的同时显著提升推理速度。YOLO-SS(Tang等, 2025)进一步针对遥感影像中的小目标进行优化,在复杂背景下仍具有良好的鲁棒性。

深度学习模型在遥感目标检测中的成功,源于其结构与遥感影像特征的高度契合。卷积神经网络的层次化架构能够有效捕捉地物的多尺度空间模式,特征金字塔网络通过融合高层语义与低层细节特征,显著增强了小目标的识别能力;而Transformer等新型结构进一步强化了全局上下文依赖建模,为复杂场景下地物的智能识别提供了新的技术路径。

尽管如此,遥感目标检测仍面临多重挑战。首先,复杂的地物类型与强烈的背景干扰,导致目标与背景间特征混淆,影响识别准确性;其次,高分辨率影像普遍存在小目标特征弱、占比高的问题,致使漏检率居高不下;其三,高质量标注样本匮乏限制了模型的泛化性能;此外,跨区域、跨传感器数据分布的显著差异,进一步加剧了模型迁移性的难度。

未来研究将聚焦以下方向:通过弱监督与自监督学习降低对标注数据的依赖;借助小样本与零样本学习增强对未知类别的识别能力;利用跨域自适应技术提升模型的迁移性能;并基于Transformer与大模型架构实现更强大的全局特征统一建模。同时,目标检测与变化检测、语义分割等任务的协同融合,将推动遥感从“被动感知”向“主动认知”的范式演进。总体而言,遥感目标检测正逐步特由特征驱动转向智能驱动,其高效性、泛化性与可解释性将成为未来研究的核心方向。

3.3 遥感分割技术

遥感图像分割旨在实现对地表影像的像素级语义理解,将复杂场景解析为具有语义意义的地物类别实体(Li等, 2024a; Zhao等, 2024)。早期方法多依赖浅层影像特征与传统机器学习算法,在精度、泛化性及鲁棒性方面存在显著不足。自

全卷积神经网络FCN (Fully Convolutional Network) (Long等, 2015) 与UNet (Ronneberger等, 2015) 提出以来, 基于编码器—解码器结构的深度学习分割方法迅速发展, 并广泛应用于遥感影像智能解译中, 实现了分割精度与自动化水平的显著提升。近年来, 研究者在多尺度特征表达、注意力机制及大模型等方面不断取得重要进展。

典型代表包括 ResUNet-a (Diakogiannis 等, 2020)、HMANet (Niu 等, 2022)、RSSFormer (Xu 等, 2023)、UNetFormer (Wang 等, 2022b) 及轻量化遥感专用框架等。ResUNet-a (Diakogiannis 等, 2020) 将残差结构、多尺度空洞卷积与金字塔池化模块融合于 UNet 框架中, 有效增强了特征的上下文表达能力, 并通过多任务条件推理机制利用任务间语义关联提升分割精度 (图 5)。HMANet (Niu 等, 2022) 在 FCN 基础上引入类别增强与区域混洗注意力机制, 前者通过建模像素间语义依赖强化类别判别, 后者以稀疏区域表示进行高效的自注意力计算, 从而平衡全局建模

与计算效率 (图 6)。RSSFormer (Xu 等, 2023) 依托 HRNet 的多分辨率特征流, 提出自适应 Transformer 融合模块, 在特征聚合过程中抑制背景噪声并突出前景显著性 (图 7)。UNetFormer (Wang 等, 2021) 采用轻量 CNN 编码器与全局—局部联合注意力 Transformer 解码器相结合的结构, 通过双分支机制同时捕获窗口级上下文与局部细节信息 (图 8)。UrbanSSF (Wang 等, 2025g) 考虑到不同阶段特征间的序列依赖关系, 采用基于 Mamba 的解码器对多层特征间的动态交互进行建模, 以强化语义一致性与空间结构表达 (图 9)。针对图像分割中标注成本高、异构特征表征困难的问题, PAMNet (Zhao 等, 2025) 提出了多源特征编码与跨分辨率融合模块, 仅用极少量点标注便实现了高效准确的分割结果。Ma 等 (2024) 探索了 SAM (Segment Anything Model) (Kirillov 等, 2023) 在遥感领域的适配性, 提出即插即用的轻量框架, 利用 SAM 生成的对象与边界先验信息显著提升了语义一致性与边界精度。

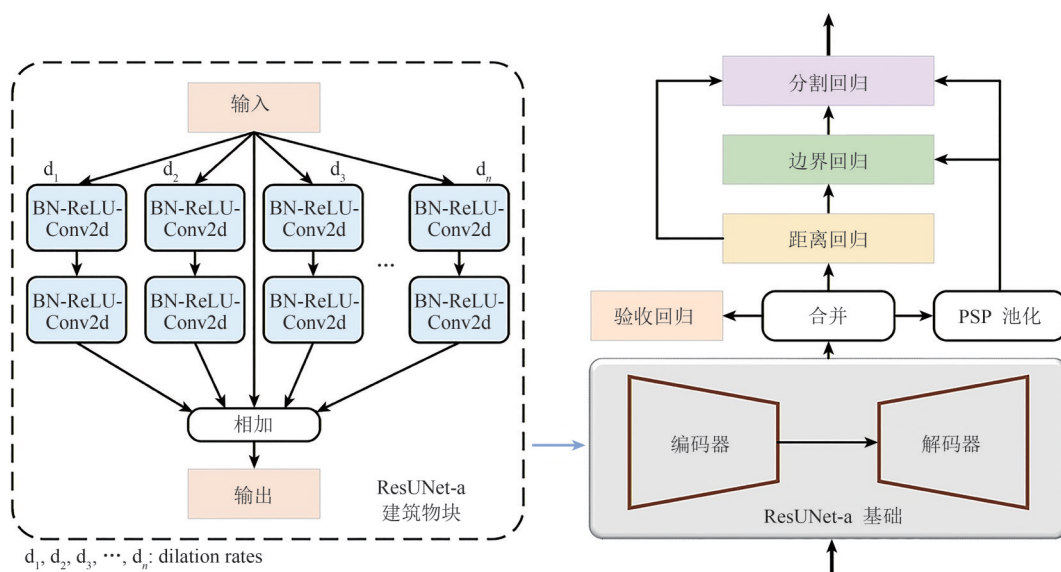


图5 ResUNet-a模型示意图

Fig. 5 Schematic diagram of the ResUNet-a model

总体来看, 随着深度学习模型结构的演进与大模型的快速发展, 遥感图像分割研究正朝着多模态信息融合、高效标注利用与强泛化能力相统一的方向迈进 (Li 等, 2024b)。未来研究亟需突破两方面瓶颈: 一是减少对高成本像素级标注数

据的依赖, 缓解罕见类别样本稀缺带来的性能瓶颈; 二是增强模型在跨区域、跨季节及跨传感器条件下的稳健性与自适应能力, 从而实现复杂地表场景的高精度、可迁移分割, 为智能遥感解译提供坚实支撑。

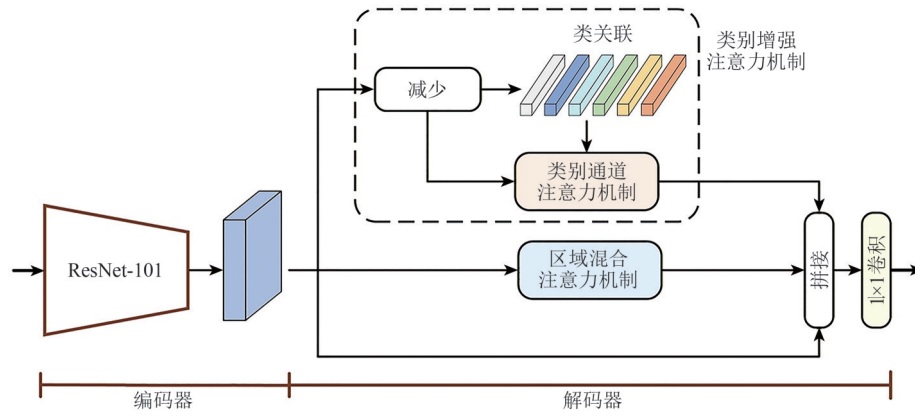


图6 HMANet模型示意图

Fig. 6 Schematic diagram of the HMANet model

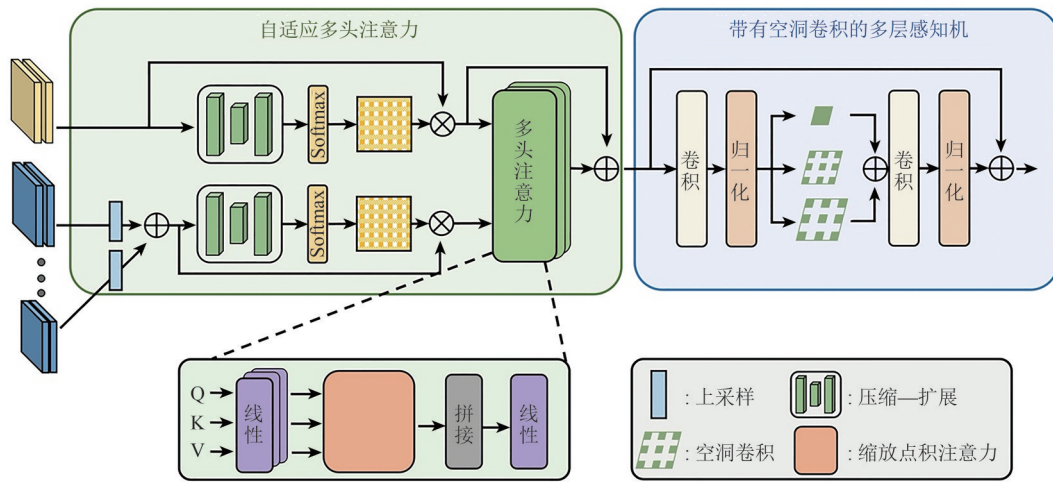


图7 RSSFormer中的自适应Transformer融合模块示意图

Fig. 7 Schematic of the adaptive Transformer fusion module in RSSFormer

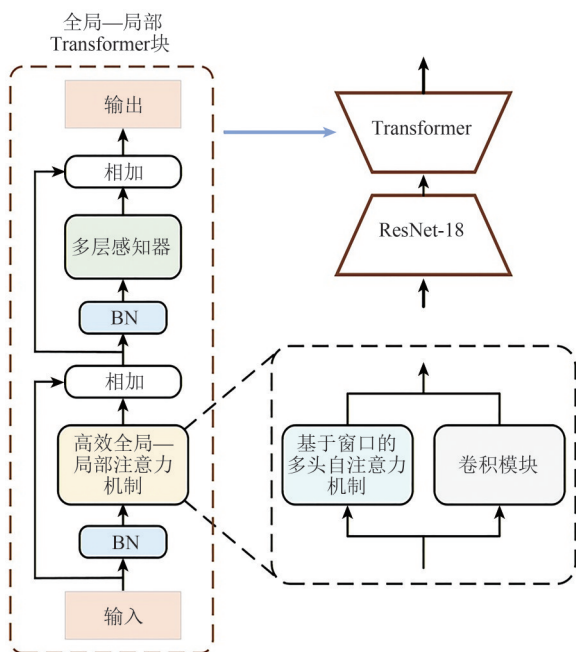


图8 UNetFormer模型示意图

Fig. 8 Schematic diagram of the UNetFormer model

3.4 遥感变化检测技术

遥感变化检测旨在识别地表要素在不同时间尺度下的变化特征，是环境监测、灾害评估与城市动态分析的重要技术支撑 (Li 等, 2025b)。早期方法主要依赖图像差分、比值运算、主成分分析及分类后比较等传统手段，但对光照扰动、噪声干扰及配准误差高度敏感，易导致虚检与漏检。随着深度学习的发展，卷积神经网络 (CNN) (Kim, 2014) 与 Transformer 架构 (Vaswani 等, 2017) 被引入以强化空谱特征提取；循环神经网络 (RNN) (Elman, 1990) 用于捕获时间序列依赖关系；注意力机制通过自适应权重分配进一步提升了长程依赖的建模能力，从而显著增强了变化检测的空间细节保持与时序一致性。近年来，大模型的兴起突破了传统的“二值变化”与“from-to”范式，使变化检测逐步迈向跨模态、多语义的智能化解译阶段。

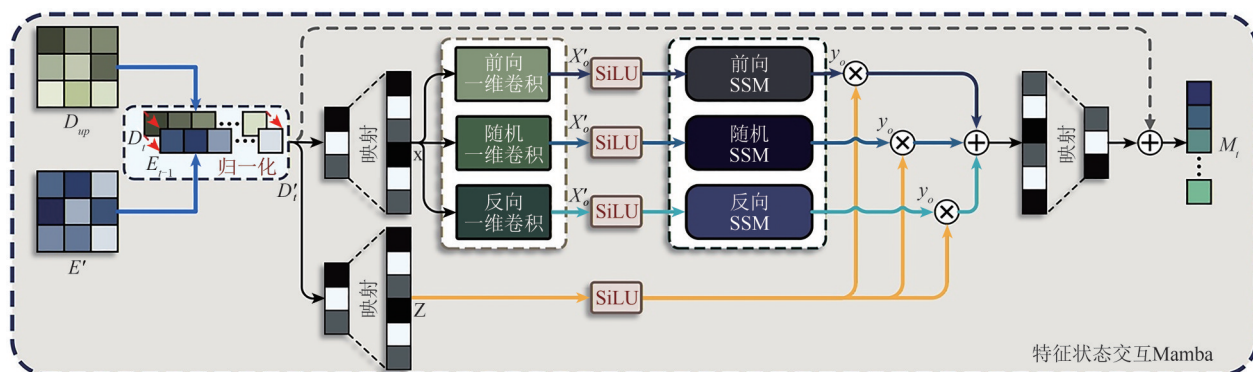


图9 UrbanSSF中的特征状态交互 Mamba 示意图

Fig. 9 Schematic representation of feature state interaction Mamba in UrbanSSF

现有深度变化检测研究可归纳为4条主要技术路线：面向降样本与优特征建模。BCG-Net (Hu等, 2023b) 通过“二类变化引导+时间一致性”机制抑制高光谱解混误差在多类变化检测中的传播；STU-SAMI (Zuo等, 2025) 借助SAM (Segment Anything Model) (Kirillov等, 2023) 生成伪变化样本，显著减少对双时相人工标注的依赖；S2C (Ding等, 2025) 通过蒸馏视觉大模型的隐式语义知识，实现零样本条件下的多模态变化表征；GSTM-SCD (Liu等, 2025) 融合状态空间与图结构信息，实现双/多时相语义层面的变化检测。面向光谱不确定性建模。QSCDNet (Lv等, 2025) 引入量子分支，在希尔伯特空间中表征光谱不确定性，有效提升高光谱变化检测的鲁棒性。面向时序连续变化解析。Multi-RLD-Net (Li和Wu, 2024) 借助光流对齐多时相影像，同步输出变化区域与发生时刻，实现帧级细粒度变化定位。面向语义可解释与知识增强。Prompt-CC (Liu等, 2023a) 顺应大模型趋势，以“是否变化→变化为何”两阶段提示学习框架生成自然语言变化描述，首次实现像素级、语义级与文本级统一表达，推动变化检测由“标像素”向“讲故事”转变。

总体来看，深度学习技术显著推动了遥感变化检测的智能化进程，使模型具备了更强的特征表达与语义理解能力。然而，当前仍面临3方面挑战：其一，高质量多模态、多时相标注数据稀缺，限制了模型的泛化能力；其二，不同传感器间的时空异构性及成像差异导致模型迁移性能不足；其三，缺乏具备可解释性与可复用性的大模型，制约了任务在真实场景中的落地应用。未来研究可从两个方向展开：一是依托大模型体系构建通

用变化检测大模型，实现跨区域、跨灾种的自适应变化识别；二是结合生成式模型与语义描述机制，拓展变化检测的任务边界，推动其从低层差异检测向高层语义解析和智能推理演进。

3.5 遥感大模型技术

近年来，随着遥感观测能力的持续增强与多源、多尺度数据的快速积累，遥感解译技术正经历深刻的范式演进 (An等, 2025)。自2021年前后，基于海量遥感数据的大模型方法逐渐成熟 (Sun等, 2023b; Wang等, 2023)，标志着该领域从依赖手工特征与浅层学习的传统方法，转向以深度神经网络与大数据驱动的智能解译新阶段。早期研究聚焦于高分辨率影像及多源数据的单任务应用，如场景分类与目标检测，为后续体系化模型发展奠定了方法基础。在词过程中，遥感大模型逐步形成了4项核心能力体系：其一是通用表征能力，能够在多源、多尺度、多时相数据中构建稳定全面的环境感知；其二是跨域迁移能力，可将已有知识迁移至新区域、新传感器或新任务，降低对特定数据分布的依赖；其三是持续学习能力，使模型在动态变化的地物环境与观测条件下持续吸收新知识，并缓解灾难性遗忘问题；其四是可解释性能力，能够揭示模型预测的内在逻辑，提升解译结果的可信度与科价值。

伴随视觉、语言等跨模态学习技术的迅速发展，多模态遥感建模逐渐成为研究前沿。通过融合光学影像、SAR影像、激光雷达点云及地理文本等多源异构数据，多模态遥感大模型 (Wang等, 2023) 在复杂地物结构识别、语义关系推断及时空动态感知等方面表现出突出潜力。这一进

展推动遥感解译由传统“任务驱动”向“场景驱动”转变, 强化了对地理环境整体语义及其动态演化过程的综合建模, 为达成高层次地理环境理解提供了重要支撑。

以 SAM 系列方法为例, 其核心创新在于采用 ViT 架构构建高容量编码器, 并通过“提示驱动 (prompt-based)”机制实现对任意目标的快速分割。这一设计使 SAM 具备显著的零样本与少样本泛化能力, 在遥感场景中可直接用于建筑物、水体、道路等目标的快速轮廓提取。已有研究表明, 经过适配或微调后的 SAM-RS、SAM-CD 等模型在高分辨率遥感分割与变化检测任务中展现出良好的迁移潜力, 尤其在标注样本有限或目标形态多样的场景下, 能够显著降低人工交互与训练成本。然而, 从适用边界来看, 原生 SAM 主要基于自然图像分布进行预训练, 其对遥感影像中常见的尺度差异、噪声干扰 (如 SAR 斑点噪声) 及时序变化的显式建模能力仍然有限, 通常需要结合领域特定的特征适配、结构约束或多模态信息, 方能在复杂遥感任务中稳定发挥性能。

截至 2025 年左右, 遥感大模型的发展进入体系化爆发阶段。研究重点逐渐转向构建统一架构, 以同时支持分类、分割、变化检测及目标跟踪等多种遥感任务 (Hong 等, 2024; Yao 等, 2023)。该类体系化模型通过共享特征表示与跨任务知识迁移, 在显著降低训练成本的同时, 增强了对复杂环境的适应性和稳健性。与此同时, 预训练—微调范式及自监督学习方法的广泛采用, 使模型能够高效利用海量无标注数据, 有效缓解标注样本稀缺所带来的模型性能限制, 进一步提升其跨传感器、跨区域与跨任务的泛化与迁移能力。

随着通用智能体理念的兴起, 遥感解译正逐步向具备综合分析与支持决策能力的智能系统演进。已有研究尝试融合视觉大模型与自然语言处理框架 (Guo 等, 2024; Li 等, 2025c), 构建能够理解任务意图、执行多步骤推理, 并实现遥感数据多层次认知分析的智能方法。此类进展表明, 未来遥感解译系统有望突破单一任务的局限, 发展为面向复杂地理场景下的智能决策支持工具, 逐步形成从高精度信息提取到智能化决策服务的完整技术链条, 为智慧地球观测与精细化管理提供坚实技术支撑。

3.6 遥感具身智能技术

实景三维具身智能是人工智能、遥感科学与三维重建深度交叉形成的新兴研究方向, 其核心在于将多源遥感观测转化为可感知、可推理、可交互的三维数字孪生环境, 为智能体提供与真实世界高度一致的空间认知基础。与传统仅依赖二维影像或离散点云的感知范式不同, 实景三维通过统一表达几何结构、语义信息与物理属性, 在大尺度地球空间中构建连续、结构化的环境表征, 使智能体能够在“感知—认知—决策—行动”的闭环机制下开展自主探索与推理 (朱庆 等, 2022)。这一特性使具身智能从封闭的实验室仿真环境拓展至真实复杂的地球系统, 为跨区域、跨模态与跨任务应用提供了统一参照系 (图 10)。

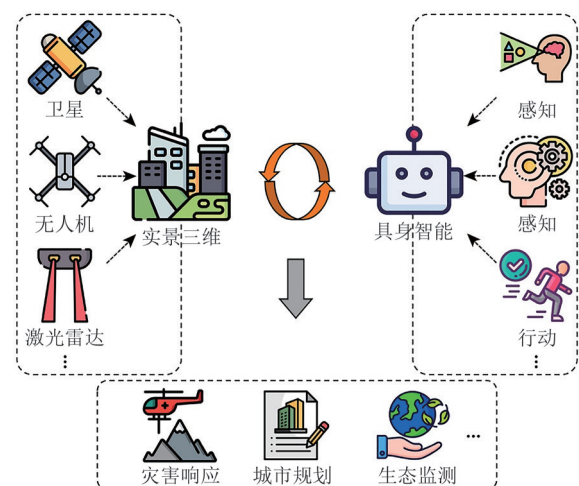


图 10 遥感场景下的实景三维具身智能
Fig 10 Real 3D embodied intelligence in remote sensing scenarios

随着遥感大模型的发展, 实景三维具身智能逐渐从“几何重建驱动”转向“模型认知驱动”。从基础架构角度看, 代表性遥感大模型在建模对象与表达方式上呈现出显著差异: 以 PointNet 及其后续工作 (Qi 等, 2017) 为代表的点云网络强调对非结构化三维采样的局部—全局特征聚合, 适用于场景分类与目标识别等任务; NeRF 及其扩展模型 (Mildenhall 等, 2022) 通过隐式神经场对空间辐射特性进行连续建模, 在高保真三维重建与视角合成方面表现突出, 但其计算开销和动态建模能力仍受限制。近年来, 融合 Transformer 与多模态编码器的遥感大模型开始涌现, 通过统一

处理光学、SAR、点云及时序观测数据,显著提升了跨模态特征对齐与空间语义理解能力,为实景三维场景的认知建模提供了新的技术路径。在具身智能理论方面,早期代表作《Intelligence Without Representation》(Brooks, 1991)提出了感知—行动直连的机器人观,《Understanding Intelligence》(Pfeifer 和 Scheier, 2001)系统化了具身智能理论框架。近年来,Habitat (Savva 等, 2019)平台为大规模三维仿真环境中的具身智能体训练与评估提供统一框架,使具身智能研究从概念探索逐步走向工程实践。

基于上述技术积累,实景三维与具身智能的交叉正逐渐成为人工智能与遥感科学结合的前沿方向。在灾害响应中,智能体可自主搜索受灾区域并提供辅助决策;在城市管理中,具身智能可主动巡检,实现交通、能源及环境等复杂系统的监测与优化。由此,实景三维不仅构建了高精度空间数据底座,更成为智能体开展复杂任务的操作“舞台”;而具身智能则将遥感与三维重建成果转化为面向认知与行动的高层应用。然而,该领域仍面临跨源数据融合、动态场景建模、仿真到现实迁移以及模型可信性等挑战。未来研究可依托动态神经场、多模态大模型及数字孪生平台,推动实景三维具身智能在更大尺度、多任务场景中的广泛应用(Wang等, 2025a)。

4 人工智能与遥感科学交叉应用

随着人工智能与遥感科学的深度融合,遥感应用正从单一场景的几何特征制图与地物要素提取,逐步转向面向真实世界复杂过程的系统认知与动态理解。地质、城市、湿地及海岸带等关键区域在资源安全、生态环境与可持续发展中具有全局性与战略性地位,其观测对象普遍表现出高度动态变化、多尺度耦合与形成机制复杂等特征,也因此成为验证与提升遥感智能感知能力的关键场景。基于深度学习的语义理解、多模态融合与长时序推理,使遥感解译突破传统经验与单源数据的限制,实现了对矿产资源分布、城市扩展过程、湿地碳汇动态与海岸带形态演变等地球过程的智能化刻画;同时,通过引入演物理约束与知识引导的推理机制,人工智能不再局限于像素级分类或几何识别,而是进一步参与机理揭示、风险预警与决策支持,逐步构建可解释、可迁移、

可泛化的智能认知体系。基于上述进展,本章将围绕地质遥感、城市遥感、湿地遥感与海洋/海岸带遥感、灾害遥感、生态遥感等6大典型应用场景,系统综述人工智能赋能遥感技术的研究现状、关键技术路径与未来发展方向(图11)。

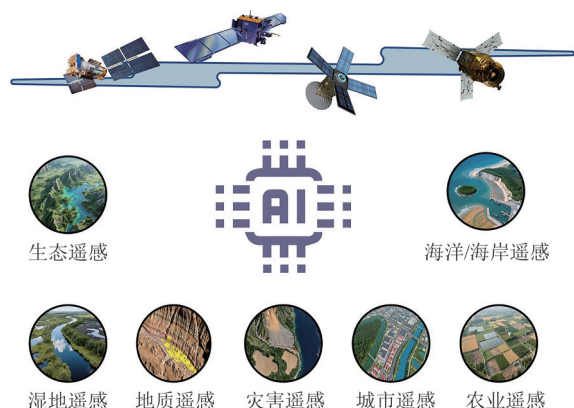


图11 人工智能在遥感科学中应用场景

Fig 11 Applications of artificial intelligence in remote sensing science

4.1 地质遥感应用

在地质遥感领域,人工智能技术已逐渐深度融入地质资源勘查、环境监测及地球演化研究的核心业务与工作流程中。首先,可见光影像、高光谱影像、合成孔径雷达(SAR)及多极化SAR影像等多源遥感数据,已广泛应用于岩性识别、矿产预测、土壤属性反演及地质构造研究,取得了显著成果(Janga等, 2023; Ma等, 2019; Xiao等, 2025)。其中,可见光影像以其覆盖广、获取成本低的优势,长期用于地质制图与岩性分区(Adiri等, 2020);高光谱遥感凭借精细的波段分辨能力,在矿物精细探测(Cao等, 2020; Lei等, 2024; Peng等, 2024; Zhao等, 2020)、微量元素反演及混合像元解混中显示出独特优势(李明等, 2021; 秦凯等, 2025; 王建华等, 2021; 赵宁博等, 2021);SAR及多极化SAR影像具有穿透能力和丰富的散射信息,可在覆雪或植被覆盖区实现岩性识别和地质构造提取。

其次,通过对高分辨率、多源地质遥感大数据进行人工智能驱动的处理和分析,可实现岩体结构面精细识别、火星矿物丰度反演及土壤元素高精度预测等应用。例如,利用SAR结合一致性高分辨率生成对抗网络(C-HR-GAN)可在高寒矿区条件下精确识别岩体结构面;基于全自动光

谱解混方法 (FAHU), 可实现火星含水矿物的精细识别与丰度反演, 为行星地质演化分析提供技术支撑 (Ke等, 2024); 在土壤元素反演方面, 整合航空高光谱数据、理化参数与地形因子, 通过随机森林或深度神经网络模型, 可实现黑土地硒含量及全磷含量的高精度预测 (赵宁博等, 2021)。此外, 结合极化分解参数与深度学习的岩性分类方法, 在植被覆盖区岩性识别精度上亦取得明显提升。在矿山动态监测方面, 通过 PSVED 与 CTMNet 实现尾矿库及采场变化的自动化提取, 为矿山安全监管提供了可靠手段 (Xing等, 2024; Zhang等, 2023a)。

最后, 尽管人工智能与地质遥感的结合已取得丰硕成果, 但仍面临数据异构性强、标注样本不足及算法与地学机理融合不足等挑战。未来, 进一步提升多源遥感数据处理能力, 推动人工智能从数据驱动向知识引导转变, 并强化基础大模型研究, 有望实现地质遥感在矿产预测、矿山安全、生态修复及行星探测等应用中的系统化与规模化发展。

4.2 生态遥感应用

在生态遥感领域, 土地覆被监测作为核心与基础任务, 相关研究已覆盖数据获取、方法创新与应用实践。通过多源时序遥感数据融合、主动学习等策略, 可有效缓解标注数据稀缺带来的限制 (Wu和Prasad, 2018; Xu等, 2024b); 基于深度卷积网络、注意力机制等方法, 可协同挖掘光谱、空间与时间特征, 实现复杂地物类型的精确区分与动态感知 (Ma等, 2026; Tian等, 2025a); 此外, 利用知识图谱技术将遥感信息与社会经济驱动因子关联, 可支持土地覆被变化因果机制的深入解析与科学决策 (Kafy等, 2022; Wang等, 2025f)。

人工智能的引入还使生态遥感的研究范畴从静态制图与监测逐步拓展至生态系统功能量化、生态过程机理解析及干扰事件影响评估等方向。例如, 基于物理机制引导的深度学习模型相比传统统计或机理模型, 在植被总初级生产力遥感估算上表现出更高精度 (Ma等, 2025); 融合多源遥感数据与过程机理模型, 可精确解析植物水分利用与大气需水动态的相互作用及其在全球变暖背景下对区域气候的影响 (Wang等, 2025c); 基于

人工智能与遥感结合的林火、放牧等干扰监测, 可实现生态系统变化轨迹及其不确定性的精量化 (Chang等, 2024; Ma等, 2020a; Shang等, 2023)。

总体而言, 人工智能赋予生态遥感颠覆性的分析能力, 实现了从宏观观测到智能理解的跨越, 推动生态遥感监测向更高精度、更高自动化及更高智能化的方向发展, 为全球生态系统管理与可持续发展提供了新的技术支撑。

4.3 湿地遥感应用

在湿地遥感领域, 湿地作为高生产力的生态系统, 在碳循环调控、生物多样性维持、气候调节及水文涵养等方面具有关键作用 (Gardner和Finlayson, 2018; Rogers等, 2019; Tan等, 2022)。然而, 湿地分布格局复杂、动态变化显著, 且部分区域可达性差, 使传统地面调查难以实现大范围、长时序的连续监测 (Wang等, 2019; 王宗明等, 2025)。凭借多源、多尺度和长时序观测优势, 遥感技术已成为湿地监测的核心手段 (毛德华等, 2023; Ozesmi和Bauer, 2002)。湿地遥感指基于遥感数据对湿地空间格局、动态演变及生态过程进行系统识别与解析的方法体系 (张柏, 1996), 其研究重点已从早期分布制图与类型划分, 逐步拓展至生态过程表征与关键参数反演。近年来, 人工智能的深度融合, 显著提升了遥感数据处理效率与解析能力, 为湿地研究从格局认知向功能模拟与过程推演转型提供了新的技术路径。

在数据类型应用方面, 光学遥感影像是湿地研究中应用最早且最为广泛的数据源 (Mahdavi等, 2018)。早期航空摄影与地面调查为湿地分布制图奠定了基础, 而随着卫星遥感的发展, Landsat (Zhang等, 2024)、MODIS (Bansal等, 2017)、Sentinel-2 (Jia等, 2019; Li等, 2019) 及 PlanetScope (Gonçalves等, 2023) 等多光谱数据持续提升时空分辨率, 为大范围湿地覆盖制图与长时序动态分析提供了可靠支撑。Mao等 (2020) 结合面向对象与分层分类方法 (HOHC), 构建了中国首个高精度国家尺度湿地分布图, 体现了传统遥感方法在大范围湿地制图中的应用潜力。与此同时, 机器学习与深度学习方法的引入, 显著提升了光学影像在分类、特征提取与时间序

列分析中的精度与效率 (Tian 等, 2025b; Zhao 等, 2022, 2023a)。例如, Jia 等 (2024) 提出融合结合机器学习与主动学习策略的混合模型, 实现红树林多功能性状的高精度反演, 展示了深度学习在光学遥感解析中的显著优势。

高光谱影像以其波段连续、信息丰富的特点, 能够捕捉传统多光谱难以分辨的细微光谱差异, 显著拓展了湿地植被种类识别、群落划分及生理生化参数反演的研究深度 (Yang 等, 2022; Zhang 等, 2021)。面对高光谱数据的高维度性与信息冗余, 机器学习与深度学习方法在特征提取与数据解析中发挥了关键作用 (Gao 等, 2023)。激光雷达 (LiDAR) 可精确获取植被垂直结构信息, 揭示湿地植被的三维分布与群落立体特征, 为树高、叶面积指数和生物量等参数反演提供支撑, 进而提升湿地碳储量评估的精度 (Yin 和 Wang, 2019)。合成孔径雷达 (SAR) 具备穿透云雾和部分植被冠层的能力, 在多雨滨潮湿的滨海湿地环境中优势明显; 结合深度卷积网络与时间序列分析方法, 可提升 SAR 在湿地植被分类与淹水动态监测中的性能 (Mahdianpari 等, 2017; Peña 等, 2024)。随着遥感源的多样化, 单一数据类型已难以满足复杂湿地生态系统的研究需求。人工智能方法的引入显著提升了多源数据融合与信息提取的效率, 为湿地精准制图、动态监测与生态过程解析提供了有利支持。例如, Cai 等 (2020) 基于 SAR 与光学影像, 采用面向对象的堆叠泛化方法实现了高湿地类型的高精度分类, 充分体现了人工智能在复杂湿地信息提取中的技术优势。

尽管人工智能与遥感技术在湿地监测中已取得显著进展, 仍面临多方面挑战。在数据层面, 高质量、时空均衡的训练样本依然匮乏, 缺乏跨区域、跨湿地类型的统一标注体系, 限制了模型的迁移能力; 在算法层面, 深度学习模型的泛化性能有限, 难以适应多样湿地类型与复杂生境条件 (Peña 等, 2024), 同时高分辨率与多源遥感数据的处理对算例提出更高要求, 模型决策过程也缺乏可解释性 (Gevaert, 2022)。此外, 在现实应用中, 制度约束、政策支持与伦理考量等非技术性因素, 也可能影响人工智能在湿地监测中的规模化推广。

4.4 农业遥感应用

在农业遥感领域, 遥感技术与人工智能的深度融合正推动研究由传统的静态信息提取向智能化、动态化的综合分析与决策支持阶段发展 (哈斯图亚和陈仲新, 2025)。人工智能模型凭借其卓越的特征提取与模式识别能力, 可精确解译多源、多时相遥感数据中的作物光谱、空间及时间信息, 为构建高精度、高效率、智能化的农业监测体系提供关键技术支撑 (Dou 等, 2024)。

在作物识别方面, 人工智能算法通过集成光谱、纹理、地形及时序特征, 实现耕地类型的自动识别与种植结构的动态更新, 大幅提升土地利用信息提取的准确性与更新效率。对于作物生长监测与产量预测, 人工智能能够解析遥感光谱与作物物化参数之间的复杂关系, 实现叶面积指数、地上生物量、叶绿素及氮素含量等关键生理参数的精准估算, 并提供产量预测 (Lu 等, 2023)。通过在数据驱动模型中引入物理过程约束, 既保留机理模型的可解释性, 又弥补其在参数不确定性和区域适用性上的不足, 人工智能与机理模型 (如 PROSAIL 与 WOFOST) 的融合逐渐成为发展趋势 (Kheir 等, 2025)。

随着气候变化加剧, 干旱、洪水、冻害及病虫害等极端事件对农业生产的威胁日益突出。结合遥感数据, 人工智能模型在灾害监测与响应中展现出显著优势。例如, 针对洪涝 (Paul 等, 2018)、干旱 (Amani 和 Shafizadeh-Moghadam, 2023)、作物倒伏 (Tian 等, 2021) 及病虫害 (黄文江 等, 2019), 人工智能可快速识别灾情范围与严重程度, 并基于时序影像进行动态监测与趋势预测。随着遥感数据空间分辨率和时间分辨率的提升, 以及智能解译算法的成熟, 基于时序影像的灾害动态监测与快速评估已展现出显著的时空优势与经济价值。

此外, 在农业资源管理与智能决策支持方面, 人工智能技术通过整合气象、土壤、水分及作物遥感数据, 实现从田间到区域尺度的精细化农业信息管理 (Chlingaryan 等, 2018)。结合时间序列分析与预测模型, 可动态追踪作物生长状态与潜在风险, 为精准施肥、灌溉管理及产量预测提供科学依据, 从而支持农业生产的智能化管理与可持续发展 (Li 等, 2025d)。

4.5 海洋/海岸带遥感应用

海洋与海岸带遥感是全球环境监测的重要组成部分。海洋约占地球表面积的三分之二, 不仅为生物生存提供必需的空间和资源, 更在全球气候调节和人类可持续发展中扮演关键角色。海岸带作为海陆交互作用最为剧烈的过渡地带, 具有独特的地理形态及动态过程, 对维持岸滩稳定、保护生物栖息地、促进物质循环以及实现碳汇与气候调节中具有重要功能。然而, 近年来, 在气候变化、高强度人类活动与生物入侵等多重压力下, 海洋与海岸带正面临资源紧缺、生态退化、环境污染及海洋暖化等严峻挑战。作为海洋大国, 中国拥有约 300 万平方公里管辖海域、1.8 万公里大陆海岸线及 1.4 万公里岛屿岸线。在此背景下, 提升海洋/海岸带动态监测、信息获取及管理决策能力, 对推进海洋强国战略和深远海开发具有重大意义。人工智能与遥感技术的融合发展, 为海洋与海岸带的科学认知与精准管理提供了强有力的技术支撑。

海洋与海岸带是水体、陆地、大气与人类活动相互作用的典型动态系统, 具有空间广阔、能量交换活跃、环境要素多变及生态脆弱性显著等特点。相关研究高度依赖多平台、多模态遥感数据的支撑。人工智能技术凭借其强大的特征学习

与信息挖掘能力, 已成为处理海洋与海岸带多源异构数据的关键手段, 显著提升了数据融合质量、信息提取效率、参数反演精度及三维环境重建能力。

随着地球大数据与多星组网观测技术的发展, 海洋与海岸带遥感监测的数据源日趋多元化。针对该区域高度动态性和时空异质的特点, 需发展短周期、高频次的持续观测能力, 推进多源多模态遥感融合、跨传感器异构数据融合及时间序列遥感重建等技术, 以全面提升观测质量。通过融合地面实测、时序遥感、激光雷达与卫星高度计等多源数据, 并融入人工智能与图像处理方法, 可有效突破高精度测深、高密度采样、小足印及高重访频率等技术瓶颈, 实现精准信息提取、目标识别与参数定量反演。以 ICESat-2 单光子激光雷达卫星为例, 其凭借光子级探测灵敏度与高密度沿轨采样能力, 能够穿透清澈水体, 直接获取浅海区域高精度的水下地形与水深信息 (Ma 等, 2020b; Xu 等, 2024a)。如图 12 所示, 在浑浊海域, 结合光学影像时间序列, ICESat-2 (Xin 等, 2025) 可在低潮位条件下获取沿岸潮滩高程, 实现复杂水质条件下的高精度地形反演, 为广域动态化海岸带监测提供可靠的技术路径 (Ma 等, 2023; Xin 等, 2025; Xu 等, 2022b)。

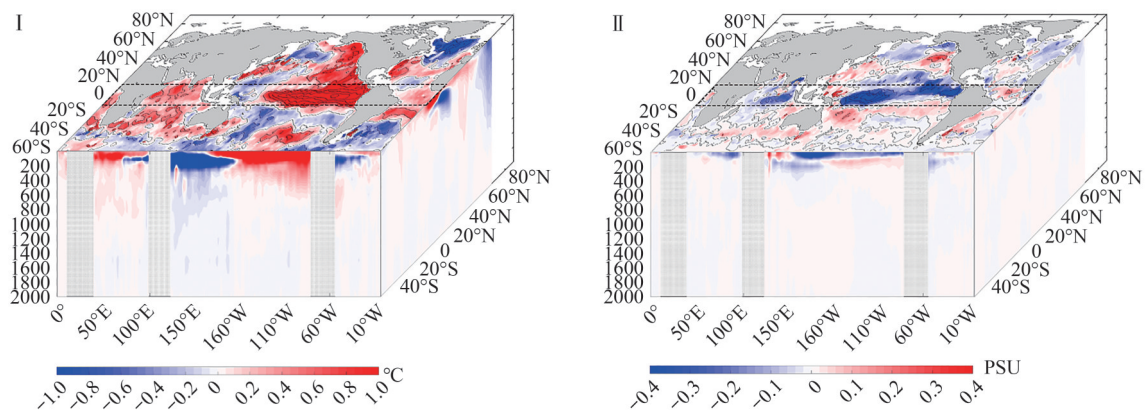


图 12 多源卫星遥感结合知识引导深度学习的深海遥感技术超分重建全球海洋上层 2000 m 三维温度异常 (I) 与盐度异常 (II) (Wang 等, 2024a)

Fig 12 Multi-source satellite remote sensing combined with knowledge-guided deep learning for super-resolution reconstruction of three-dimensional temperature anomalies (I) and salinity anomalies (II) at 2000 m in the global upper ocean (Wang et al., 2024a)

为应对全球气候变化与海洋可持续发展挑战, 需融合多源遥感、浮标观测、海洋模式与再分析数据, 发展知识驱动的人工智能深海遥感技。该

技术可将卫星观测能力从海表层延伸至中深层, 实现海洋三维环境的高分辨率遥感反演与重建, 显著提升海洋三维探测的精度与分辨率。在此基

础上,可系统构建涵盖温度、盐度、密度、流场等要改的高质量海洋三维观测数据集,为研究海洋环境演变与气候变化研究提供关键数据支撑(Su等,2021a,2024,2025;Wang等,2024a)(图12)。通过创新人工智能深海遥感方法,可重建具有高精度、高分辨率、长时序和深层位特征的全球海洋环境变化数据,为认知海洋次表层及中深层环境动态提供全新视角,有效服务海洋可持续发展与全球气候评估。

4.6 灾害遥感应用

在灾害遥感领域,对地遥感观测技术的快速发展为灾害动态监测与灾情信息提取提供了多样化的数据基础(Wang等,2022a)。以深度学习为代表的人工智能技术在自然语言处理与计算机视觉等领域取得了显著进展,然而,受灾害场景高度复杂性的影响,其在灾害遥感中的应用仍面临样本稀缺、模型泛化能力有限等挑战(Wang等,2025d)。为此,相关研究围绕灾害发展的不同阶段出发,开展了多角度探索。

在灾害风险评估阶段,遥感技术可为灾前预警提供科学依据。基于卫星遥感数据评估灾害发风险等级与区域脆弱性,有助于支撑防灾减灾的决策制定(Liu等,2017)。进一步将遥感变量、社会脆弱性指标与机器学习模型相结,不仅提升了灾害预警的时效性与准确性,也为政策制定和应急管理提供了可靠依据,从而助力减轻潜在损失并增强区域韧性(Samadzadegan等,2025;Tan等,2020;Zhang等,2023b)。

在灾害应急响应阶段,遥感技术为承灾体损毁评估与紧急搜救提供关键数据支持(Wang等,2024c)。通过融合人工智能技术,结合灾前灾后多源卫星数据,包括卫星影像(Gupta等)、无人机数据(Rahnemoonfar等,2021)、热红外影像与有限标注样本,系统能够自动学习承灾体损毁的视觉特征,快速生成覆盖道路(Rahnemoonfar等,2023)、建筑物(Chen等,2024;Zheng等,2021)等人工设施,以及滑坡(Wang等,2022c)等自然地物的灾区损毁制图,从而为灾情评估与救援决策提供科学参考。

在灾后恢复与重建阶段,人工智能与遥感技术的深度融合显著提升了社会经济与生态环境恢复的动态评估与监测能力。基于多时序遥感数据

(如夜间灯光数据)(Xiao等,2024)及社交媒体信息(Eyre等,2020;Markhvida等,2020),可实现对灾区社会经济活力与生态恢复进程的动态追踪(Liu等,2024),为重建政策评估与资源配置提供理论依据。此外,视觉语言多模态大模型(Wang等,2025d)凭借其语义理能与空间关联分析能力,通过融合高分辨率遥感影像,能够为灾区长期恢复规划提供文本化决策支持。

未来,灾害遥感将呈现出多平台与智能化深度融合的发展趋势。一方面,通过整合卫星的广域覆盖与无人机的灵活精细观测优势,构建多层级灾害信息感知体系。另一方面,空天地多模态遥感大数据将与具身智能、智能体等前沿人工智能技术系统耦合,推动灾害管理从防灾、减灾到救灾的全链条智能化升级,实现灾害响应效率与精度的整体提升。

4.7 城市遥感应用

在城市遥感领域,城市作为人类活动高度集中的载体,是理解全球变化与推动可持续发展的关键区域。城市遥感以地表要素、环境过程及人类活动为主要观测对象,依托大范围覆盖、多尺度观测及高频次更新的优势,实现了对城市化进程及环境演变的有效监测(Herfort等,2023)。近年来,以深度学习为代表的人工智能技术与具有大数据特征的多源遥感数据(如光学影像、SAR/InSAR、高光谱、LiDAR等)实现深度融合,显著提升了遥感数据的自动化水平与精细化分析程度(图13)。

在城市地物提取与分类方面,基于光学影像与机器学习方法的研究评估了全球城市群OSM建筑数据完整性,揭示了其空间覆盖的显著不均衡性,并提出应对数据偏差的评估框架,为城市地物提取与可持续发展分析提供了参考(Herfort等,2023)。在地表形变与三维建模方面,融合光学影像与LiDAR数据,结合深度学习与多源信息融合方法,成功构建了全球尺度的高精度建筑物数据库,实现了建筑三维高度的精细化制图,为全球建筑形态分析提供了数据基础(Zhu等,2025)。在城市环境监测方面,人工智能方法被应用于系统评估建筑节能与碳减排潜力,研究表明其在多情景下可显著降低能源消耗与碳排放,为城市环境管理及碳中和路径提供量化依据(Ding等,

2024)。此外,在城市动态变化检测方面,通过高分辨率光学影像与深度学习框架,实现了城市土

地利用/覆盖的语义级变化识别,显著提升了变化检测的精度与泛化能力(Zhu等,2022c)。

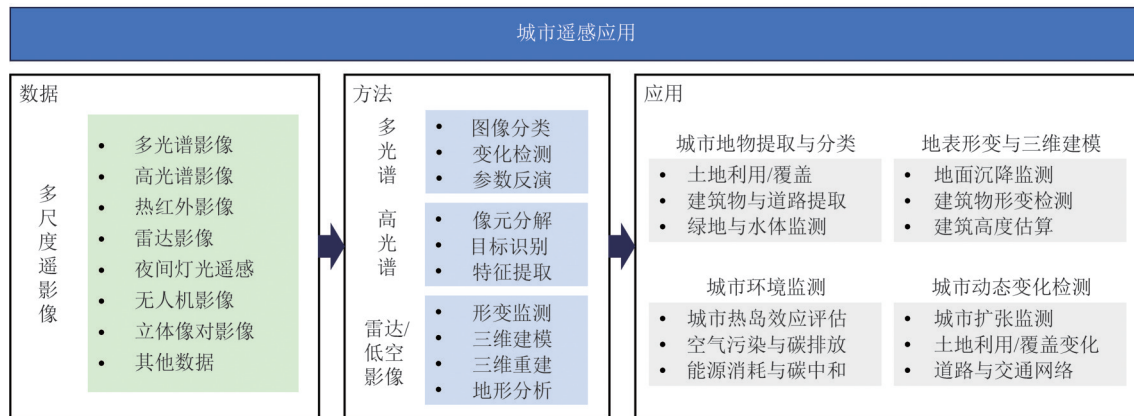


图13 城市遥感的数据、方法和应用的结构

Fig 13 The structure of data, methods and applications for urban remote sensing

尽管已取得显著进展,城市遥感仍面临诸多挑战。多源数据在空间分辨率与尺度上的不一致,增加了数据融合的难度;在复杂地物背景下,模型泛化能力与可解释性仍显不足;大规模应用对计算与存储资源构成显著压力;同时,隐私保护、数据共享与治理规范等现实因素也制约着技术的广泛落地(Herfort等,2023)。总体而言,随着多源数据协同处理能力的持续增强与智能算法的不断突破,人工智能驱动的城市遥感将在环境监测、社会经济分析及可持续发展中发挥更为系统化和规模化的支撑作用,为全球城市治理提供坚实的数据与方法基础。

5 挑战与展望

人工智能与遥感科学的深度融合,正推动地球观测范式由“被动感知”向“主动认知”演进。遥感发展的核心目标始终是实现地球更精准的感知与理解。尽管人工智能技术显著提升了遥感解译的自动化与精度水平,但在多源异构、动态演化与跨尺度耦合并存的真实地球系统中,现有方法仍面临一系列结构性挑战。首先,多源遥感数据在成像机理、空间分辨率与时间采样频率上的显著差异,使得跨模态特征对齐与一致性建模难度显著增加,限制了模型在复杂场景下的稳健性与泛化能力。其次,现有遥感解译方法多依赖静态样本假设,难以刻画地物形态与地表过程的连续演化特征,在灾害演进、生态变化及城市动态监测等任务中表现受限。此外,深度学习模型

对标注样本与区域分布的依赖,使其在跨区域、跨灾种应用中仍存在明显性能退化问题。最后,模型决策过程缺乏可解释性与物理约束,限制了其在地球科学研究与高风险决策场景中的可信应用。这些问题在前述章节关于多模态建模、遥感大模型及具身智能的讨论中已得到系统体现,构成未来研究亟需突破的关键瓶颈。

针对上述挑战,人工智能与遥感科学的深度融合正在形成一条由“感知增强”走向“认知建模”的技术演进路径。首先,在模型层面,需推动通用遥感大模型与物理机理模型的协同建模,通过将辐射传输、散射机制及时空约束显式嵌入深度网络,实现数据驱动与机理约束的双向闭环,从而提升模型在复杂环境下的稳定性与可解释性。其次,在方法体系上,应由单一任务导向的解译范式,转向以统一表征为核心的知识驱动建模,构建具备跨任务、跨区域迁移能力的遥感大模型,缓解样本依赖与区域局限问题。再次,在时间维度上,引入时空大模型与序列建模机制,将遥感观测从离散解译扩展为连续认知过程,使模型能够显式刻画地表过程的演化规律。进一步地,结合具身智能与数字孪生技术,可使智能体在高一一致性的地球空间环境中执行主动感知、假设验证与策略推演,为灾害响应与资源管理提供更具前瞻性的决策支持能力。

在更高层次上,人工智能正在推动遥感科学从“被动观测工具”向“地球系统智能引擎”转型。传统以像元或对象为中心的解译模式,正逐

步演进为以地理实体、空间关系与动态过程为核心的认知建模范式,使地物由静态目标转化为地球系统中相互作用的功能节点。随着多模态大模型、智能体推理机制及跨学科知识融合的持续发展,遥感系统有望实现从信息提取、模式识别到因果推断与情景预测的能力跃迁。这一转变将使遥感不仅服务于地表特征识别,更成为理解地球系统运行机制、支撑科学发现与公共决策的重要智能基础设施。

总体而言,人工智能与遥感科学的交叉融合不仅代表了一次技术体系的升级,更标志着遥感认知范式的根本性转变。未来遥感科学将不再局限于“观测地球”,而是通过智能模型与具身系统实现对地球系统的结构化理解、动态推演与科学预测,逐步迈向由数据驱动、机理约束与智能决策协同支撑的“地球系统智能”新阶段。

6 结 语

人工智能与遥感科学的深度融合,正推动人类对地球系统的认知模式与应用范式发生根本性变革。从资源环境监测到灾害评估、从城市治理到气候变化系统研究,人工智能不仅为遥感数据的智能处理与精准解译提供了强大技术引擎,也构建了跨尺度、跨模态与跨学科综合研究的新路径。借助深度表征与知识迁移机制,人工智能推动遥感从“数据获取”向“认知理解”跃迁,逐步实现对地球复杂系统的智能解析与过程预测。然而,该领域仍存在数据不均衡、模型泛化能力不足、算法可解释性有限等挑战,亟需从理论模型、计算框架与知识表达等层面寻求突破。展望未来,伴随多模态大模型、自监督学习、因果推理及物理机理融合等方向的持续发展,人工智能将进一步赋能遥感科学,实现更高层次的自动化、泛化性与智能化,为地球系统科学、可持续发展与全球治理构建坚实的技术底座与认知框架。可以预见,人工智能与遥感的深度融合不仅将重塑地球科学研究范式的跃迁,也将在政策制定、社会治理及产业转型中产生广泛而深远的战略价值。

志 谢 近年来,人工智能与遥感科学快速发展,人工智能与遥感科学交叉论坛(AIRS, www.airs.top)的成立为学界提供了重要的高水平交流平台。本文的构思源于第二届AIRS论坛

(2025年8月,昆明),期间与领域内多位学者的深入探讨使笔者深受启发,萌生了系统梳理该方向前沿进展的想法,以期抛砖引玉。成文过程中,亦得益于论坛组织团队及相关同仁的多方支持,在此一并致谢。

参考文献(References)

- Adiri Z, Lhissou R, El Harti A, Jellouli A and Chakouri M. 2020. Recent advances in the use of public domain satellite imagery for mineral exploration: a review of Landsat-8 and Sentinel-2 applications. *Ore Geology Reviews*, 117: 103332 [DOI: 10.1016/j.oregeorev.2020.103332]
- Agarwal S, Mustavee S, Contreras-Castillo J and Guerrero-Ibañez J. 2022. Chapter 20 - Sensing and monitoring of smart transportation systems//Alavi A H, Feng M Q, Jiao P C and Sharif-Khodaei Z, eds. *The Rise of Smart Cities*. Oxford: Butterworth-Heinemann: 495-522 [DOI: 10.1016/B978-0-12-817784-6.00010-2]
- Ahmad R. 2024. Smart remote sensing network for disaster management: an overview. *Telecommunication Systems*, 87(1): 213-237 [DOI: 10.1007/s11235-024-01148-z]
- Ahmadian N, Ullmann T, Verrelst J, Borg E, Zölitz R and Conrad C. 2019. Biomass assessment of agricultural crops using multi-temporal dual-polarimetric TerraSAR-X data. *PFG - Journal of Photogrammetry, Remote Sensing and Geoinformation Science*, 87(4): 159-175 [DOI: 10.1007/s41064-019-00076-x]
- Ali I, Greifeneder F, Stamenkovic J, Neumann M and Notarnicola C. 2015. Review of machine learning approaches for biomass and soil moisture retrievals from remote sensing data. *Remote Sensing*, 7(12): 16398-16421 [DOI: 10.3390/rs71215841]
- Alkhatib M Q, Zitouni M S, Al-Saad M, Aburaed N and Al-Ahmad H. 2025. PolSAR image classification using shallow to deep feature fusion network with complex valued attention. *Scientific Reports*, 15(1): 24315 [DOI: 10.1038/s41598-025-10475-3]
- Amani S and Shafizadeh-Moghadam H. 2023. A review of machine learning models and influential factors for estimating evapotranspiration using remote sensing and ground-based data. *Agricultural Water Management*, 284: 108324 [DOI: 10.1016/j.agwat.2023.108324]
- Amini S, Saber M, Rabiei-Dastjerdi H and Homayouni S. 2022. Urban land use and land cover change analysis using random forest classification of landsat time series. *Remote Sensing*, 14(11): 2654 [DOI: 10.3390/rs14112654]
- An X, Sun J X, Gui Z H and He W. 2025. CHOICE: benchmarking the remote sensing capabilities of large vision-language models//The 39th Annual Conference on Neural Information Processing Systems Datasets and Benchmarks Track. San Diego: [s.n.]
- Bahrami H, Homayouni S, Safari A, Mirzaei S, Mahdianpari M and Reisi-Gahrouei O. 2021. Deep learning-based estimation of crop biophysical parameters using multi-source and multi-temporal remote sensing observations. *Agronomy*, 11(7): 1363 [DOI: 10.

- 3390/agronomy11071363]
- Bansal S, Katyal D and Garg J K. 2017. A novel strategy for wetland area extraction using multispectral MODIS data. *Remote Sensing of Environment*, 200: 183-205 [DOI: 10.1016/j.rse.2017.07.034]
- Bochkovskiy A, Wang C Y and Liao H Y M. 2020. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection. *arXiv preprint arXiv: 2004.10934* [DOI: 10.48550/arXiv.2004.10934]
- Bondi E, Jain R, Aggrawal P, Anand S, Hannaford R, Kapoor A, Piavis J, Shah S, Joppa L, Dilkina B and Tambe M. 2020. BIRDSAI: a dataset for detection and tracking in aerial thermal infrared videos//*Proceedings of the 2020 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision*. Snowmass: IEEE: 1736-1745 [DOI: 10.1109/wacv45572.2020.9093284]
- Bozcan I and Kayacan E. 2020. AU-AIR: a multi-modal unmanned aerial vehicle dataset for low altitude traffic surveillance//*2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)*. Paris: IEEE: 8504-8510 [DOI: 10.1109/ICRA40945.2020.9196845]
- Brooks R A. 1991. Intelligence without representation. *Artificial Intelligence*, 47(1/3): 139-159 [DOI: 10.1016/0004-3702(91)90053-M]
- Cai Y T, Li X Y, Zhang M and Lin H. 2020. Mapping wetland using the object-based stacked generalization method based on multi-temporal optical and SAR data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 92: 102164 [DOI: 10.1016/j.jag.2020.102164]
- Cao B, Yao H Y, Zhu P F and Hu Q H. 2025. Visible and clear: finding tiny objects in difference map//Leonardis A, Ricci E, Roth S, Russakovsky O, Sattler T and Varol G, eds. *Computer Vision – ECCV 2024*. Cham: Springer: 1-18 [DOI: 10.1007/978-3-031-72643-9_1]
- Cao Y, Bao N S, Liu S J, Zhao W and Li S M. 2020. Reducing moisture effects on soil organic carbon content prediction in visible and near-infrared spectra with an external parameter orthogonalization algorithm. *Canadian Journal of Soil Science*, 100(3): 253-262 [DOI: 10.1139/cjss-2020-0009]
- Celikkan E, Kunzmann T, Yeskaliyev Y, Itzerott S, Klein N and Herold M. 2025. WeedsGalore: a multispectral and multitemporal UAV-based dataset for crop and weed segmentation in agricultural maize fields//*2025 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV)*. Tucson: IEEE: 4767-4777 [DOI: 10.1109/WACV61041.2025.00467]
- Chang C C, Wang J, Zhao Y B, Cai T Y, Yang J L, Zhang G L, Wu X C, Otgonbayar M, Xiao X M, Xin X P and Zhang Y J. 2024. A 10-m annual grazing intensity dataset in 2015-2021 for the largest temperate meadow steppe in China. *Scientific Data*, 11(1): 181 [DOI: 10.1038/s41597-024-03017-5]
- Chen H R X, Song J, Han C X, Xia J S and Yokoya N. 2024. ChangeMamba: remote sensing change detection with spatiotemporal state space model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 4409720 [DOI: 10.1109/tgrs.2024.3417253]
- Chlingaryan A, Sukkarieh S and Whelan B. 2018. Machine learning approaches for crop yield prediction and nitrogen status estimation in precision agriculture: a review. *Computers and Electronics in Agriculture*, 151: 61-69 [DOI: 10.1016/j.compag.2018.05.012]
- Davis J W and Sharma V. 2007. Background-subtraction using contour-based fusion of thermal and visible imagery. *Computer Vision and Image Understanding*, 106(2/3): 162-182 [DOI: 10.1016/j.cviu.2006.06.010]
- Diakogiannis F I, Waldner F, Caccetta P and Wu C. 2020. ResUNet-a: a deep learning framework for semantic segmentation of remotely sensed data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 162: 94-114 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.01.013]
- Ding C, Ke J, Levine M, Granderson J and Zhou N. 2024. Potential of artificial intelligence in reducing energy and carbon emissions of commercial buildings at scale. *Nature Communications*, 15(1): 5916 [DOI: 10.1038/s41467-024-50088-4]
- Ding L, Zuo X B, Hong D F, Guo H T, Lu J, Gong Z H and Bruzzone L. 2025. S2C: learning noise-resistant differences for unsupervised change detection in multimodal remote sensing images. *arXiv preprint arXiv: 2502.12604* [DOI: 10.48550/arXiv.2502.12604]
- Dong P L and Chen Q. 2017. *LiDAR Remote Sensing and Applications*. Boca Raton: CRC Press [DOI: 10.4324/9781351233354]
- Dou P, Huang C L, Han W X, Hou J L, Zhang Y and Gu J. 2024. Remote sensing image classification using an ensemble framework without multiple classifiers. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 208: 190-209 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.12.012]
- Elman J L. 1990. Finding structure in time. *Cognitive Science*, 14(2): 179-211 [DOI: 10.1016/0364-0213(90)90002-E]
- Eyre R, De Luca F and Simini F. 2020. Social media usage reveals recovery of small businesses after natural hazard events. *Nature Communications*, 11(1): 1629 [DOI: 10.1038/s41467-020-15405-7]
- Fu H, Sun G Y, Zhang L, Zhang A Z, Ren J C, Jia X P and Li F. 2023. Three-dimensional singular spectrum analysis for precise land cover classification from UAV-borne hyperspectral benchmark datasets. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 203: 115-134 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.07.013]
- Gao Y, Xia S B, Wang P, Xi X H, Nie S and Wang C. 2025. LiDAR remote sensing meets weak supervision: concepts, methods, and perspectives. *arXiv preprint arXiv: 2503.18384* [DOI: 10.48550/arXiv.2503.18384]
- Gao Y H, Zhang M M, Wang J J and Li W. 2023. Cross-scale mixing attention for multisource remote sensing data fusion and classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: 5507815 [DOI: 10.1109/TGRS.2023.3263362]
- Gardner R C and Finlayson C. 2018. *Global Wetland Outlook: State of the World's Wetlands and Their Services to People*. Gland: Secretariat of the Ramsar Convention
- Gevaert C M. 2022. Explainable AI for Earth observation: a review including societal and regulatory perspectives. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 112: 102869 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.102869]
- Gonçalves D N, Marcato J, Carrilho A C, Acosta P R, Ramos A P M, Gomes F D G, Osco L P, da Rosa Oliveira M, Martins J A C, Damasceno G A, de Araújo M S, Li J, Roque F, de Faria Peres L, Gonçalves W N and Libonati R. 2023. Transformers for mapping

- burned areas in brazilian pantanal and Amazon with PlanetScope imagery. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 116: 103151 [DOI: 10.1016/j.jag.2022.103151]
- González A, Fang Z J, Socarras Y, Serrat J, Vázquez D, Xu J L and López A M. 2016. Pedestrian detection at day/night time with visible and FIR cameras: a comparison. *Sensors*, 16(6): 820 [DOI: 10.3390/s16060820]
- Gu A and Dao T. 2024. Mamba: linear-time sequence modeling with selective state spaces//First Conference on Language Modeling. Philadelphia: [s.n.]
- Guo H D and Liang D. 2024. Big Earth Data and its role in sustainability. *Science Bulletin*, 69(11): 1623-1627 [DOI: 10.1016/j.scib.2024.03.023]
- Guo X, Lao J W, Dang B, Zhang Y Y, Yu L, Ru L X, Zhong L H, Huang Z Y, Wu K, Hu D X, He H M, Wang J, Chen J D, Yang M, Zhang Y J and Li Y S. 2024. SkySense: a multi-modal remote sensing foundation model towards universal interpretation for Earth Observation imagery//Proceedings of the 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE: 27662-27673 [DOI: 10.1109/cvpr52733.2024.02613]
- Hasituya and Chen Z X. 2025. The development and prospect of agricultural remote sensing in the digital transformation of agrifood systems. *National Remote Sensing Bulletin*, 29(6): 1901-1917 (哈斯图亚, 陈仲新. 2025. 农业粮食体系数字转型期农业遥感研究进展与展望. *遥感学报*, 29(6): 1901-1917) [DOI: 10.11834/jrs.20254565]
- He W, Yao Q M, Li C, Yokoya N, Zhao Q B, Zhang H Y and Zhang L P. 2022. Non-local meets global: an iterative paradigm for hyperspectral image restoration. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 44(4): 2089-2107 [DOI: 10.1109/tpami.2020.3027563]
- Herfort B, Lautenbach S, Porto de Albuquerque J, Anderson J and Zipf A. 2023. A spatio-temporal analysis investigating completeness and inequalities of global urban building data in OpenStreetMap. *Nature Communications*, 14(1): 3985 [DOI: 10.1038/s41467-023-39698-6]
- Hong D F, Zhang B, Li H, Li Y X, Yao J, Li C Y, Werner M, Chanussot J, Zipf A and Zhu X X. 2023. Cross-city matters: a multimodal remote sensing benchmark dataset for cross-city semantic segmentation using high-resolution domain adaptation networks. *Remote Sensing of Environment*, 299: 113856 [DOI: 10.1016/j.rse.2023.113856]
- Hong D F, Zhang B, Li X Y, Li Y X, Li C Y, Yao J, Yokoya N, Li H, Ghamisi P, Jia X P, Plaza A, Gamba P, Benediktsson J A and Chanussot J. 2024. SpectralGPT: spectral remote sensing foundation model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 46(8): 5227-5244 [DOI: 10.1109/TPAMI.2024.3362475]
- Hosseinpour-Zarnaq M, Omid M, Sarmadian F, Ghasemi-Mobtaker H, Alimardani R and Bohlol P. 2025. Exploring the capabilities of hyperspectral remote sensing for soil texture evaluation. *Ecological Informatics*, 90: 103336 [DOI: 10.1016/j.ecoinf.2025.103336]
- Hu L, He W, Zhang L P and Zhang H Y. 2023a. Cross-domain meta-learning under dual-adjustment mode for few-shot hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: 5526416 [DOI: 10.1109/tgrs.2023.3320657]
- Hu L, He W, Zhang L P and Zhang H Y. 2025. TeDFL: toward text-driven few-shot learning for forest tree species classification with airborne hyperspectral images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 63: 5530115 [DOI: 10.1109/tgrs.2025.3624074]
- Hu M Q, Wu C, Du B and Zhang L P. 2023b. Binary change guided hyperspectral multiclass change detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 32: 791-806 [DOI: 10.1109/TIP.2022.3233187]
- Huang W J, Shi Y, Dong Y Y, Ye H C, Wu M Q, Cui B and Liu L Y. 2019. Progress and prospects of crop diseases and pests monitoring by remote sensing. *Smart Agriculture*, 1(4): 1-11 (黄文江, 师越, 董莹莹, 叶回春, 邹明权, 崔贝, 刘林毅. 2019. 作物病虫害遥感监测研究进展与展望. *智慧农业*, 1(4): 1-11) [DOI: 10.12133/j.smartag.2019.1.4.201905-SA005]
- Janga B, Asamani G P, Sun Z H and Cristea N. 2023. A review of practical AI for remote sensing in Earth sciences. *Remote Sensing*, 15(16): 4112 [DOI: 10.3390/rs15164112]
- Jia M M, Guo X X, Zhang L, Wang M, Wang W Q, Lu C Y, Zhao C P, Zhang R, Wang M, Yan H Q, Wang Z M and Verrelst J. 2024. Mapping mangrove functional traits from Sentinel-2 imagery based on hybrid models coupled with active learning strategies. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 130: 103905 [DOI: 10.1016/j.jag.2024.103905]
- Jia M M, Wang Z M, Wang C, Mao D H and Zhang Y Z. 2019. A new vegetation index to detect periodically submerged mangrove forest using single-tide Sentinel-2 imagery. *Remote Sensing*, 11(17): 2043 [DOI: 10.3390/rs11172043]
- Jia X Y, Zhu C, Li M Z, Tang W Q and Zhou W L. 2021. LLVIP: a visible-infrared paired dataset for low-light vision//Proceedings of the 2021 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). Montreal: IEEE: 3489-3497 [DOI: 10.1109/iccvw54120.2021.00389]
- Jiang C C, Ren H Z, Li F G, Hong Z H, Huo H T, Zhang J Q and Xin J Y. 2025. Object detection from aerial multi-angle thermal infrared remote sensing images: dataset and method. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 228: 438-452 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2025.07.024]
- Jiang C C, Ren H Z, Yang H, Huo H T, Zhu P F, Yao Z Y, Li J, Sun M and Yang S H. 2024. M2FNet: multi-modal fusion network for object detection from visible and thermal infrared images. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 130: 103918 [DOI: 10.1016/j.jag.2024.103918]
- Jiang H W, Peng M, Zhong Y J, Xie H F, Hao Z M, Lin J M, Ma X L and Hu X Y. 2022. A survey on deep learning-based change detection from high-resolution remote sensing images. *Remote Sensing*, 14(7): 1552 [DOI: 10.3390/rs14071552]
- Jiang N, Wang K R, Peng X K, Yu X H, Wang Q, Xing J L, Li G R, Guo G D, Ye Q X, Jiao J B, Zhao J and Han Z J. 2023. Anti-UAV: a large-scale benchmark for vision-based UAV tracking. *IEEE Transactions on Multimedia*, 25: 486-500 [DOI: 10.1109/TMM.2021.3128047]

- Kafy A A, Saha M, Faisal A A, Rahaman Z A, Rahman M T, Liu D S, Fattah M A, Al Rakib A, AlDousari A E, Rahaman S N, Hasan M Z and Ahasan M A K. 2022. Predicting the impacts of land use/land cover changes on seasonal urban thermal characteristics using machine learning algorithms. *Building and Environment*, 217: 109066 [DOI: 10.1016/j.buildenv.2022.109066]
- Ke T, Zhong Y F, Song M, Wang X Y and Zhang L P. 2024. Mineral detection based on hyperspectral remote sensing imagery on Mars: from detection methods to fine mapping. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 218: 761-780 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.09.020]
- Kheir A M S, Govind A, Nangia V, El-Maghraby M A, Elnashar A, Ahmed M, Aboelsoud H, Gamal R and Feike T. 2025. Hybridization of process-based models, remote sensing, and machine learning for enhanced spatial predictions of wheat yield and quality. *Computers and Electronics in Agriculture*, 234: 110317 [DOI: 10.1016/j.compag.2025.110317]
- Kherimiche A, Ouahbi I and El Makkaoui K. 2024. Hyperspectral image classification using deep learning: a recent overview//2024 Sixth International Conference on Intelligent Computing in Data Sciences (ICDS). Marrakech: IEEE: 1-8 [DOI: 10.1109/ICDS62089.2024.10756472]
- Khose S, Pal A, Agarwal A, Deepanshi, Hoffman J and Chattopadhyay P. 2025. SKYSCENES: a synthetic dataset for aerial scene understanding//Leonardis A, Ricci E, Roth S, Russakovsky O, Sattler T and Varol G, eds. *Computer Vision - ECCV 2024*. Cham: Springer: 19-35 [DOI: 10.1007/978-3-031-72986-7_2]
- Kim Y. 2014. Convolutional neural networks for sentence classification//Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP). Doha: Association for Computational Linguistics: 1746-1751 [DOI: 10.3115/v1/D14-1181]
- Kirillov A, Mintun E, Ravi N, Mao H Z, Rolland C, Gustafson L, Xiao T T, Whitehead S, Berg A C, Lo W Y, Dollár P and Girshick R. 2023. Segment anything//Proceedings of the 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Paris: IEEE: 3992-4003 [DOI: 10.1109/iccv51070.2023.00371]
- Kumar P, Prasad R, Gupta D K, Mishra V N, Vishwakarma A K, Yadav V P, Bala R, Choudhary A and Avtar R. 2018. Estimation of winter wheat crop growth parameters using time series Sentinel-1A SAR data. *Geocarto International*, 33(9): 942-956 [DOI: 10.1080/10106049.2017.1316781]
- Lee H, Hong S, Song J, Cho H, Jin Z X, Kim B, Jin J, Im J, Noh B and Yeo H. 2025a. DRIFT open dataset: a drone-derived intelligence for traffic analysis in urban environment. *arXiv preprint arXiv: 2504.11019* [DOI: 10.48550/arXiv.2504.11019]
- Lee J, Miyanishi T, Kurita S, Sakamoto K, Azuma D, Matsuo Y and Inoue N. 2025b. CityNav: a large-scale dataset for real-world aerial navigation. *arXiv preprint arXiv: 2406.14240v3* [DOI: 10.48550/arXiv.2406.14240]
- Lei H M, Bao N S, Peng S H, Yang X Y and Lu Z W. 2024. Quantitative characterization of bidirectional reflectance distribution of mine soil using physical models. *European Journal of Soil Science*, 75(6): e70003 [DOI: 10.1111/ejss.70003]
- Li D R, Wang M, Guo H N and Jin W J. 2025a. On China's earth observation system: mission, vision and application. *Geo-Spatial Information Science*, 28(2): 303-321 [DOI: 10.1080/10095020.2024.2328100]
- Li H Y, Jia M M, Zhang R, Ren Y X and Wen X. 2019. Incorporating the plant phenological trajectory into mangrove species mapping with dense time series Sentinel-2 imagery and the Google Earth Engine platform. *Remote Sensing*, 11(21): 2479 [DOI: 10.3390/rs11212479]
- Li J D, Wang Y and Qu H C. 2024. Transformer-based cross scale interactive learning for camouflage object detection. *Computer Systems and Applications*, 33(2): 115-124 (李建东, 王岩, 曲海成. 2024. 基于Transformer的跨尺度交互学习伪装目标检测. *计算机系统应用*, 33(2): 115-124) [DOI: 10.15888/j.cnki.csa.009395]
- Li J L and Wu C. 2024. Using difference features effectively: a multi-task network for exploring change areas and change moments in time series remote sensing images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 218: 487-505 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.09.029]
- Li J P, He W, Cao W N, Zhang L P and Zhang H Y. 2024a. UANet: an uncertainty-aware network for building extraction from remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 5608513 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3361211]
- Li J P, He W, Li Z H, Guo Y J and Zhang H Y. 2025b. Overcoming the uncertainty challenges in detecting building changes from remote sensing images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 220: 1-17 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.11.017]
- Li J P, Wei Y P, Wei T G and He W. 2025d. A comprehensive deep-learning framework for fine-grained farmland mapping from high-resolution images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 63: 5601215 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3515157]
- Li J T, Liu Y Y, Wang X Y, Peng Y N, Sun C, Wang S Y, Sun Z D, Ke T, Jiang X, Lu T W, Zhao A R and Zhong Y F. 2025c. HyperFree: a channel-adaptive and tuning-free foundation model for hyperspectral remote sensing imagery//Proceedings of the 2025 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville: IEEE: 23048-23058 [DOI: 10.1109/CVPR52734.2025.02146]
- Li K, Wan G, Cheng G, Meng L Q and Han J W. 2020. Object detection in optical remote sensing images: a survey and a new benchmark. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 159: 296-307 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.11.023]
- Li L Y, Huang H G, Mu X H, Yan G J, Qi J B, Yan Z B, Jiang J L, Yang H and Xiao Q. 2025. Low-altitude UAV-based quantitative remote sensing of vegetation: advances, challenges, and prospects. *National Remote Sensing Bulletin*, 29(6): 2083-2113 (李林源, 黄华国, 穆西哈, 阎广建, 漆建波, 严正兵, 江佳乐, 杨浩, 肖青. 2025. 低空无人机植被定量遥感: 进展、挑战与展望. *遥感学报*, 29(6): 2083-2113) [DOI: 10.11834/jrs.20255048]
- Li M, Zhu L, Yang Y C, Qin K, Zhang D H and Zhao Y J. 2021. Prediction of total phosphorus content using deep neural network and thermal infrared imaging hyperspectral data in black soil. *Chinese*

- Journal of Soil Science, 52(6): 1273-1280 (李明, 朱玲, 杨越超, 秦凯, 张东辉, 赵英俊. 2021. 基于深度神经网络与热红外成像高光谱数据的黑土土壤全磷含量预测研究. 土壤通报, 52(6): 1273-1280) [DOI: 10.19336/j.cnki.trtb.2020080903]
- Li Z H, Lu F X, Zou J Q, Hu L and Zhang H Y. 2024b. Generalized few-shot meets remote sensing: discovering novel classes in land cover mapping via hybrid semantic segmentation framework// 2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW). Seattle: IEEE: 2744-2754 [DOI: 10.1109/cvprw63382.2024.00280]
- Li Z L, Tang B H, Wu H, Zhao W, Duan S B, Ren H Z, Zhao E Y, Tang R L, Si M L, Leng P, Liu X Y, Liu M, Ru C, Jiang Y Z, Yan G J and Gao C X. 2025. Development and prospects of thermal infrared remote sensing. National Remote Sensing Bulletin, 29(6): 1529-1550 (李召良, 唐伯惠, 吴骅, 赵伟, 段四波, 任华忠, 赵恩宇, 唐荣林, 司梦林, 冷佩, 刘向阳, 刘萌, 茹晨, 姜亚珍, 阎广建, 高彩霞. 2025. 热红外遥感发展历程与展望. 遥感学报, 29(6): 1529-1550) [DOI: 10.11834/jrs.20254344]
- Liu C Y, Zhao R, Chen J Q, Qi Z P, Zou Z X and Shi Z W. 2023a. A decoupling paradigm with prompt learning for remote sensing image change captioning. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 61: 5622018 [DOI: 10.1109/TGRS.2023.3321752]
- Liu H T, Li C Y, Wu Q Y and Lee Y J. 2023b. Visual instruction tuning//37th Conference on Neural Information Processing Systems. New Orleans: [s.n.]
- Liu L, Sun X J, Chen F, Zhao S J and Gao T C. 2011. Cloud classification based on structure features of infrared images. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 28(3): 410-417 [DOI: 10.1175/2010JTECHA1385.1]
- Liu M W, Zhu J, Zhu Q, Qi H, Yin L Z, Zhang X, Feng B, He H G, Yang W J and Chen L Y. 2017. Optimization of simulation and visualization analysis of dam-failure flood disaster for diverse computing systems. International Journal of Geographical Information Science, 31(9): 1891-1906 [DOI: 10.1080/13658816.2017.1334897]
- Liu Q, He Z Y, Li X and Zheng Y. 2020. PTB-TIR: a thermal infrared pedestrian tracking benchmark. IEEE Transactions on Multimedia, 22(3): 666-675 [DOI: 10.1109/TMM.2019.2932615]
- Liu S B, Zhang H S, Qi Y K, Wang P, Zhang Y N and Wu Q. 2023c. AerialVLN: vision-and-language navigation for UAVs//Proceedings of the 2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Paris: IEEE: 15338-15348 [DOI: 10.1109/iccv51070.2023.01411]
- Liu W, Anguelov D, Erhan D, Szegedy C, Reed S, Fu C Y and Berg A C. 2016. SSD: single shot MultiBox detector//Leibe B, Matas J, Sebe N and Welling M, eds. Computer Vision - ECCV 2016. Cham: Springer: 21-37 [DOI: 10.1007/978-3-319-46448-0_2]
- Liu X G, Dai C G, Ding L, Zhang Z C, Li Y J, Zuo X B, Li M M, Wang H Y and Miao Y Z. 2025. GSTM-SCD: graph-enhanced spatio-temporal state space model for semantic change detection in multi-temporal remote sensing images. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 230: 73-91 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2025.09.003]
- Liu Y H, Lin Y, Liu W Y, Zhou J and Wang J. 2024. Remote sensing perspective in exploring the spatiotemporal variation characteristics and post-disaster recovery of ecological environment quality, a case study of the 2010 Ms7.1 Yushu earthquake. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 15(1): 2314578 [DOI: 10.1080/19475705.2024.2314578]
- Long J, Shelhamer E and Darrell T. 2015. Fully convolutional networks for semantic segmentation//Proceedings of the 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston: IEEE: 3431-3440 [DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298965]
- Lu X P, Wang X X and Yang Z N. 2023. Leaf area index estimation from the time-series SAR data using the AIEM-MWCM model. International Journal of Digital Earth, 16(2): 4385-4403 [DOI: 10.1080/17538947.2023.2271879]
- Luo H, Feng X B, Du B and Zhang Y X. 2024. A multimodal feature fusion network for building extraction with very high-resolution remote sensing image and LiDAR data. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 62: 5621819 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3389110]
- Lv P Y, Gao Y, Hu H, Cheng P and Zhong Y F. 2025. QSCDNet: a hybrid quantum spectral change detection network for hyperspectral image change detection. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 63: 5521212 [DOI: 10.1109/TGRS. 2025. 3597636]
- Lyu Y, Vosselman G, Xia G S, Yilmaz A and Yang M Y. 2020. UAVid: a semantic segmentation dataset for UAV imagery. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 165: 108-119 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.05.009]
- Ma H, Wu B F, Tian F Y, Zhao H, Li Y F, Li M X, Zhang M, Wu H T, Zeng H W and Zhu L. 2026. A deep learning-based framework for extracting spatial patterns of farmland shelterbelts in the three-north region of China using Sentinel-2 data. Remote Sensing of Environment, 332: 115095 [DOI: 10.1016/j.rse.2025.115095]
- Ma L, Liu Y, Zhang X L, Ye Y X, Yin G F and Johnson B A. 2019. Deep learning in remote sensing applications: a meta-analysis and review. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 152: 166-177 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.04.015]
- Ma Q, Bales R C, Rungee J, Conklin M H, Collins B M and Goulden M L. 2020a. Wildfire controls on evapotranspiration in california's sierra nevada. Journal of Hydrology, 590: 125364 [DOI: 10.1016/j.jhydrol.2020.125364]
- Ma X P, Wu Q Q, Zhao X Y, Zhang X K, Pun M O and Huang B. 2024. SAM-assisted remote sensing imagery semantic segmentation with object and boundary constraints. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 62: 5636916 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3443420]
- Ma Y, Wang L, Xu N, Zhang S Y, Wang X H and Li S. 2023. Estimating coastal slope of sandy beach from ICESat-2: a case study in Texas. Environmental Research Letters, 18(4): 044039 [DOI: 10.1088/1748-9326/acc87d]
- Ma Y, Xu N, Liu Z, Yang B S, Yang F L, Wang X H and Li S. 2020b. Satellite-derived bathymetry using the ICESat-2 lidar and Sentinel-2 imagery datasets. Remote Sensing of Environment, 250:

- 112047 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.112047]
- Ma Y M, Guan X B, Wang Y C, Li Y Y, Lin D K and Shen H F. 2025. GPP estimation by transfer learning with combined solar-induced chlorophyll fluorescence and eddy covariance data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 139: 104503 [DOI: 10.1016/j.jag.2025.104503]
- Magruder L A, Farrell S L, Neuenschwander A, Duncanson L, Csatho B, Kacimi S and Fricker H A. 2024. Monitoring Earth's climate variables with satellite laser altimetry. *Nature Reviews Earth and Environment*, 5(2): 120-136 [DOI: 10.1038/s43017-023-00508-8]
- Mahdavi S, Salehi B, Granger J, Amani M, Brisco B and Huang W M. 2018. Remote sensing for wetland classification: a comprehensive review. *GIScience and Remote Sensing*, 55(5): 623-658 [DOI: 10.1080/15481603.2017.1419602]
- Mahdianpari M, Salehi B, Mohammadimanesh F and Motagh M. 2017. Random forest wetland classification using ALOS-2 L-band, RADARSAT-2 C-band, and TerraSAR-X imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 130: 13-31 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2017.05.010]
- Mao D H, Wang Z M, Du B J, Li L, Tian Y L, Jia M M, Zeng Y, Song K S, Jiang M and Wang Y Q. 2020. National wetland mapping in China: a new product resulting from object-based and hierarchical classification of Landsat 8 OLI images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 164: 11-25 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.03.020]
- Mao D H, Wang Z M, Jia M M, Luo L, Niu Z G, Jiang W G and Sun W W. 2023. Review of global studies on the remote sensing of wetlands from 1975 to 2020. *National Remote Sensing Bulletin*, 27(6): 1270-1280 (毛德华, 王宗明, 贾明明, 罗玲, 牛振国, 蒋卫国, 孙伟伟. 2023. 全球湿地遥感研究综述: 1975年—2020年. *遥感学报*, 27(6): 1270-1280) [DOI: 10.11834/jrs.20231022]
- Markhvida M, Walsh B, Hallegatte S and Baker J. 2020. Quantification of disaster impacts through household well-being losses. *Nature Sustainability*, 3(7): 538-547 [DOI: 10.1038/s41893-020-0508-7]
- Maulik U and Chakraborty D. 2017. Remote Sensing Image Classification: a survey of support-vector-machine-based advanced techniques. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 5(1): 33-52 [DOI: 10.1109/MGRS.2016.2641240]
- Mildenhall B, Srinivasan P P, Tancik M, Barron J T, Ramamoorthi R and Ng R. 2022. NeRF: representing scenes as neural radiance fields for view synthesis. *Communications of the ACM*, 65(1): 99-106 [DOI: 10.1145/3503250]
- Nanda A, Cho S W, Lee H and Park J H. 2024. KOLOMVERSE: korea open large-scale image dataset for object detection in the maritime universe. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 25(12): 20832-20840 [DOI: 10.1109/TITS.2024.3449122]
- Niu R G, Sun X, Tian Y, Diao W H, Chen K Q and Fu K. 2022. Hybrid multiple attention network for semantic segmentation in aerial images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 60: 5603018 [DOI: 10.1109/TGRS.2021.3065112]
- Ozesmi S L and Bauer M E. 2002. Satellite remote sensing of wetlands. *Wetlands Ecology and Management*, 10(5): 381-402 [DOI: 10.1023/A:1020908432489]
- Pande C B and Moharir K N. 2023. Application of hyperspectral remote sensing role in precision farming and sustainable agriculture under climate change: a review//Pande C B, Moharir K N, Singh S K, Pham Q B and Elbeltagi A, eds. *Climate Change Impacts on Natural Resources, Ecosystems and Agricultural Systems*. Cham: Springer: 503-520 [DOI: 10.1007/978-3-031-19059-9_21]
- Paul A, Tripathi D and Dutta D. 2018. Application and comparison of advanced supervised classifiers in extraction of water bodies from remote sensing images. *Sustainable Water Resources Management*, 4(4): 905-919 [DOI: 10.1007/s40899-017-0184-6]
- Peña F J, Hübinger C, Payberah A H and Jaramillo F. 2024. DEEP-AQUA: semantic segmentation of wetland water surfaces with SAR imagery using deep neural networks without manually annotated data. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 126: 103624 [DOI: 10.1016/j.jag.2023.103624]
- Peng S H, Bao N S, Wang S J, Gholizadeh A, Saberioon M and Peng Y. 2024. Mapping vertical distribution of SOC and TN in reclaimed mine soils using point and imaging spectroscopy. *Ecological Indicators*, 158: 111437 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2023.111437]
- Petersson H, Gustafsson D and Bergstrom D. 2016. Hyperspectral image analysis using deep learning — A review//2016 Sixth International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA). Oulu: IEEE: 1-6 [DOI: 10.1109/IPTA. 2016. 7820963]
- Pfeifer R and Scheier C. 2001. *Understanding Intelligence*. Cambridge: MIT Press.
- Portmann J, Lynen S, Chli M and Siegwart R. 2014. People detection and tracking from aerial thermal views//2014 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). Hong Kong, China: IEEE: 1794-1800 [DOI: 10.1109/ICRA.2014.6907094]
- Qi C R, Su H, Kaichun M and Guibas L J. 2017. PointNet: deep learning on point sets for 3D classification and segmentation//Proceedings of the 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu: IEEE: 77-85 [DOI: 10.1109/cvpr. 2017.16]
- Qin K, Hao Y X, Zhao Y J, Cui X, Yang Y C, Zhu L and Tian Q L. 2025. A survey on hyperspectral remote sensing unmixing techniques based on autoencoders (inner cover paper:invited). *Infrared and Laser Engineering*, 54(5): 20250131 (秦凯, 郝予希, 赵英俊, 崔鑫, 杨越超, 朱玲, 田青林. 2025. 基于自编码的高光谱遥感解混技术研究综述(内封面文章·特邀). *红外与激光工程*, 54(5): 20250131) [DOI: 10.3788/IRLA20250131]
- Rahmemonfar M, Chowdhury T and Murphy R. 2023. RescueNet: a high resolution UAV semantic segmentation dataset for natural disaster damage assessment. *Scientific Data*, 10(1): 913 [DOI: 10.1038/s41597-023-02799-4]
- Rahmemonfar M, Chowdhury T, Sarkar A, Varshney D, Yari M and Murphy R R. 2021. Floodnet: a high resolution aerial imagery dataset for post flood scene understanding. *IEEE Access*, 9: 89644-89654 [DOI: 10.1109/access.2021.3090981]
- Razakarivony S and Jurie F. 2016. Vehicle detection in aerial imagery : a small target detection benchmark. *Journal of Visual Com-*

- munication and Image Representation, 34: 187-203 [DOI: 10.1016/j.jvcir.2015.11.002]
- Redmon J, Divvala S, Girshick R and Farhadi A. 2016. You only look once: unified, real-time object detection//Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas: IEEE: 779-788 [DOI: 10.1109/cvpr.2016.91]
- Ren S Q, He K M, Girshick R and Sun J. 2017. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 39(6): 1137-1149 [DOI: 10.1109/TPAMI.2016.2577031]
- Robinson C, Hou L, Malkin K, Soobitsky R, Czawlytko J, Dilkina B and Jovic N. 2019. Large scale high-resolution land cover mapping with multi-resolution data//Proceedings of the 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Long Beach: IEEE: 12718-12727 [DOI: 10.1109/cvpr.2019.01301]
- Rogers K, Kelleway J J, Saintilan N, Megonigal J P, Adams J B, Holmquist J R, Lu M, Schile-Beers L, Zawadzki A, Mazumder D and Woodroffe C D. 2019. Wetland carbon storage controlled by millennial-scale variation in relative sea-level rise. Nature, 567(7746): 91-95 [DOI: 10.1038/s41586-019-0951-7]
- Ronneberger O, Fischer P and Brox T. 2015. U-Net: convolutional networks for biomedical image segmentation//18th International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI 2015. Munich: Springer: 234-241 [DOI: 10.1007/978-3-319-24574-4_28]
- Samadzadegan F, Toosi A and Dadrass Javan F. 2025. A critical review on multi-sensor and multi-platform remote sensing data fusion approaches: current status and prospects. International Journal of Remote Sensing, 46(3): 1327-1402 [DOI: 10.1080/01431161.2024.2429784]
- Savva M, Kadian A, Maksymets O, Zhao Y L, Wijmans E, Jain B, Straub J, Liu J, Koltun V, Malik J, Parikh D and Batra D. 2019. Habitat: a platform for embodied AI research//Proceedings of the 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Seoul: IEEE: 9338-9346 [DOI: 10.1109/iccv.2019.00943]
- Shang R, Chen J M, Xu M Z, Lin X D, Li P, Yu G R, He N P, Xu L, Gong P, Liu L Y, Liu H and Jiao W Z. 2023. China's current forest age structure will lead to weakened carbon sinks in the near future. The Innovation, 4(6): 100515 [DOI: 10.1016/j.xinn.2023.100515]
- Shi C J, Ren B J, Wang Z W, Yan J W and Shi Z. 2022. Survey of camouflaged object detection based on deep learning. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 16(12): 2734-2751 (史彩娟, 任弼娟, 王子雯, 闫巾玮, 石泽. 2022. 基于深度学习的伪装目标检测综述. 计算机科学与探索, 16(12): 2734-2751) [DOI: 10.3778/j.issn.1673-9418.2206078]
- Shi J F, Ji S S, Jin H Y, Zhang Y L, Gong M G and Lin W S. 2025. Multi-feature lightweight DeeplabV3+ network for polarimetric SAR image classification with attention mechanism. Remote Sensing, 17(8): 1422 [DOI: 10.3390/rs17081422]
- Su H, Teng J C, Zhang F Y, Wang A and Huang Z C. 2025. Can satellite observations detect global ocean heat content change with high resolution by deep learning? ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 225: 52-68 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2025.04.018]
- Su H, Wang A, Zhang T Y, Qin T, Du X P and Yan X H. 2021a. Super-resolution of subsurface temperature field from remote sensing observations based on machine learning. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 102: 102440 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102440]
- Su H, Zhang F Y, Teng J C, Wang A and Huang Z C. 2024. Reconstructing high-resolution subsurface temperature of the global ocean using deep forest with combined remote sensing and in situ observations. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 218: 389-404 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.09.022]
- Su H, Zhang T Y, Lin M J, Lu W F and Yan X H. 2021b. Predicting subsurface thermohaline structure from remote sensing data based on long short-term memory neural networks. Remote Sensing of Environment, 260: 112465 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112465]
- Sun G Y, Pan Z J, Zhang A Z, Jia X P, Ren J C, Fu H and Yan K. 2023a. Large kernel spectral and spatial attention networks for hyperspectral image classification. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 61: 5519915 [DOI: 10.1109/TGRS.2023.3292065]
- Sun X, Wang P J, Lu W X, Zhu Z C, Lu X N, He Q B, Li J X, Rong X E, Yang Z J, Chang H, He Q L, Yang G, Wang R P, Lu J W and Fu K. 2023b. RingMo: a remote sensing foundation model with masked image modeling. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 61: 5612822 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3194732]
- Sun Y M, Cao B, Zhu P F and Hu Q H. 2022. Drone-based RGB-infrared cross-modality vehicle detection via uncertainty-aware learning. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 32(10): 6700-6713 [DOI: 10.1109/TCSVT.2022.3168279]
- Suo J S, Wang T Y, Zhang X Z, Chen H Y, Zhou W and Shi W S. 2023. HIT-UAV: a high-altitude infrared thermal dataset for Unmanned Aerial Vehicle-based object detection. Scientific Data, 10(1): 227 [DOI: 10.1038/s41597-023-02066-6]
- Tan L S, Ge Z M, Ji Y H, Lai D Y F, Temmerman S, Li S H, Li X Z and Tang J W. 2022. Land use and land cover changes in coastal and inland wetlands cause soil carbon and nitrogen loss. Global Ecology and Biogeography, 31(12): 2541-2563 [DOI: 10.1111/geb.13597]
- Tan Q L, Wang P, Hu J, Zhou P G, Bai M Z and Hu J P. 2020. RE-TRACTED: the application of multi-sensor target tracking and fusion technology to the comprehensive early warning information extraction of landslide multi-point monitoring data. Measurement, 166: 108044 [DOI: 10.1016/j.measurement.2020.108044]
- Tang Q, Su C, Tian Y, Zhao S B, Yang K, Hao W, Feng X B and Xie M L. 2025. YOLO-SS: optimizing YOLO for enhanced small object detection in remote sensing imagery. The Journal of Supercomputing, 81(1): 303 [DOI: 10.1007/s11227-024-06765-8]
- Tian F Y, Wu B F, Zeng H W, Zhang M, Zhu W W, Yan N N, Lu Y M and Li Y F. 2025a. GMIE: a global maximum irrigation extent and central pivot irrigation system dataset derived via irrigation

- performance during drought stress and deep learning methods. *Earth System Science Data*, 17(3): 855-880 [DOI: 10.5194/essd-17-855-2025]
- Tian J Y, Wang L, Diao C Y, Zhang Y M, Jia M M, Zhu L, Xu M, Li X J and Gong H L. 2025b. National scale sub-meter mangrove mapping using an augmented border training sample method. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 220: 156-171 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.12.009]
- Tian M L, Ban S T, Yuan T, Ji Y B, Ma C and Li L Y. 2021. Assessing rice lodging using UAV visible and multispectral image. *International Journal of Remote Sensing*, 42(23): 8840-8857 [DOI: 10.1080/01431161.2021.1942575]
- Varga L A, Kiefer B, Messmer M and Zell A. 2022. SeaDronesSee: a maritime benchmark for detecting humans in open water//*Proceedings of the 2022 IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision*. Waikoloa: IEEE: 3686-3696 [DOI: 10.1109/wacv51458.2022.00374]
- Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, Uszkoreit J, Jones L, Gomez A N, Kaiser Ł and Polosukhin I. 2017. Attention is all you need//*Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*. Long Beach: Curran Associates Inc.: 6000-6010 [DOI: 10.5555/3295222.3295349]
- Veličković P, Cucurull G, Casanova A, Romero A, Liò P and Bengio Y. 2018. Graph attention networks. *arXiv preprint arXiv*: 1710.10903 [DOI: 10.48550/arXiv.1710.10903]
- Wang A, Su H, Huang Z C and Yan X H. 2024a. Knowledge-informed deep learning model for subsurface thermohaline reconstruction from satellite observations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 4213416 [DOI: 10.1109/TGRS. 2024. 3509616]
- Wang C, Yang X B, Xi X H, Nie S and Dong P L. 2024b. LiDAR remote sensing principles//Wang C, Yang X B, Xi X H, Nie S and Dong P L, eds. *Introduction to Lidar Remote Sensing*. Boca Raton: CRC Press [DOI: 10.1201/9781032671512-2]
- Wang D, Hu M Q, Jin Y, Miao Y C, Yang J Q, Xu Y C, Qin X L, Ma J Q, Sun L Y, Li C X, Fu C, Chen H R X, Han C X, Yokoya N, Zhang J, Xu M Q, Liu L, Zhang L F, Wu C, Du B, Tao D C and Zhang L P. 2025a. HyperSIGMA: hyperspectral intelligence comprehension foundation model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 47(8): 6427-6444 [DOI: 10.1109/TPAMI.2025.3557581]
- Wang D, Zhang Q M, Xu Y F, Zhang J, Du B, Tao D C and Zhang L P. 2023. Advancing plain vision transformer toward remote sensing foundation model. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: 5607315 [DOI: 10.1109/TGRS.2022.3222818]
- Wang H F, Cao H L, Kai Y, Bai H C, Chen X F, Yang Y, Xing L and Zhou C J. 2022a. Multi-source remote sensing intelligent characterization technique-based disaster regions detection in high-altitude mountain forest areas. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 19: 3512905 [DOI: 10.1109/lgrs.2022.3185420]
- Wang H F, He W, Li Z H and Yokoya N. 2025b. Cross-scenario damaged building extraction network: methodology, application, and efficiency using single-temporal HRRS imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 228: 228-248 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2025.06.028]
- Wang J D, Sun K, Cheng T H, Jiang B R, Deng C R, Zhao Y, Liu D, Mu Y D, Tan M K, Wang X G, Liu W Y and Xiao B. 2021. Deep high-resolution representation learning for visual recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 43(10): 3349-3364 [DOI: 10.1109/TPAMI.2020.2983686]
- Wang J H, Zuo L, Li Z Z, Mu H Y, Zhou P, Yang J J, Zhao Y J and Qin K. 2021. A detection method of trace metal elements in black soil based on hyperspectral technology: geological implications. *Journal of Geomechanics*, 27(3): 418-429 (王建华, 左玲, 李志忠, 穆华一, 周萍, 杨佳佳, 赵英俊, 秦凯. 2021. 基于高光谱技术的黑土地微量金属元素探测方法及地学意义. *地质力学学报*, 27(3): 418-429) [DOI: 10.12090/j.issn.1006-6616.2021.27.03.038]
- Wang J J, Xuan W H, Qi H L, Liu Z H, Liu K Y, Wu Y H, Chen H R X, Song J, Xia J S, Zheng Z and Yokoya N. 2025d. DisasterM3: a remote sensing vision-language dataset for disaster damage assessment and response//*The Thirty-ninth Annual Conference on Neural Information Processing Systems Datasets and Benchmarks Track*. San Diego: [s.n.]
- Wang J P, Niu H L, Zhang S P, Chen X Z, Xia X S, Zhang Y W, Lu X J, He B, Wu T W, Song C Q, Fu Z, Yao J Y and Yuan W P. 2025c. Higher warming rate in global arid regions driven by decreased ecosystem latent heat under rising vapor pressure deficit from 1981 to 2022. *Agricultural and Forest Meteorology*, 371: 110622 [DOI: 10.1016/j.agrformet.2025.110622]
- Wang L, Jia M M, Yin D M and Tian J Y. 2019. A review of remote sensing for mangrove forests: 1956-2018. *Remote Sensing of Environment*, 231: 111223 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111223]
- Wang L B, Li R, Zhang C, Fang S H, Duan C X, Meng X L and Atkinson P M. 2022b. UNetFormer: a UNet-like transformer for efficient semantic segmentation of remote sensing urban scene imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 190: 196-214 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.06.008]
- Wang S, Li S, Zhang Y, Yu S, Yuan S, She R, Guo Q, Zheng J, Howe O K, Chandra L, Srijevan S, Sivadas A, Aggarwal T, Liu H, Zhang H, Chen C, Jiang J, Xie L and Tay W P. 2025e. UAVScenes: a multi-modal dataset for UAVs//*Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. 28946-28958 [DOI: 10.48550/arXiv.2507.22412]
- Wang X T, He H L, Zhang M Y, Deng J M, Ren X L, Lv Y, Liu W H, Lin Z N and Dong S Y. 2025f. Grain for Green Project dominates greening in afforested areas rather than that in grass revegetation areas of the Loess Plateau, China—using Deep Crossing LSTM Age network. *Environmental Research Letters*, 20(8): 084068 [DOI: 10.1088/1748-9326/ade02]
- Wang Y Q, Dong J, Zhang L, Zhang L, Deng S H, Zhang G K, Liao M S and Gong J Y. 2022c. Refined InSAR tropospheric delay correction for wide-area landslide identification and monitoring. *Remote Sensing of Environment*, 275: 113013 [DOI: 10.1016/j.rse. 2022.113013]
- Wang Z J, Yi J Z, Chen A B, Chen L J, Lin H and Xu K. 2025g. Accurate semantic segmentation of very high-resolution remote sens-

- ing images considering feature state sequences: from benchmark datasets to urban applications. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 220: 824-840 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2025.01.017]
- Wang Z J, Yi J Z, Chen A B and Han G J. 2025h. MoVis: when 3D object detection is like human monocular vision. *IEEE Transactions on Image Processing*, 34: 3025-3040 [DOI: 10.1109/tip.2025.3544880]
- Wang Z J, Yi J Z, Yuan J, Hu R L, Peng X J, Chen A B and Shen X H. 2024c. Lightning-generated Whistlers recognition for accurate disaster monitoring in China and its surrounding areas based on a homologous dual-feature information enhancement framework. *Remote Sensing of Environment*, 304: 114021 [DOI: 10.1016/j.rse.2024.114021]
- Wang Z M, Yan Y Y, Zhao C P, Jia M M, Zhang R, Guo X X, Cheng L N, Feng Z J, Zhang Y and Chen F. 2025. Advances and perspectives in coastal wetland remote sensing research. *National Remote Sensing Bulletin*, 29(6): 1938-1962 (王宗明, 颜洋洋, 赵传朋, 贾明明, 张蓉, 郭先仙, 程丽娜, 冯志军, 张悦, 陈繁. 2025. 滨海湿地遥感研究进展与展望. *遥感学报*, 29(6): 1938-1962) [DOI: 10.11834/jrs.20254407]
- Wen L Y, Du D W, Zhu P F, Hu Q H, Wang Q L, Bo L F and Lyu S. 2021. Detection, tracking, and counting meets drones in crowds: a benchmark//*Proceedings of the 2021 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Nashville: IEEE: 7808-7817 [DOI: 10.1109/cvpr46437.2021.00772]
- Wu H and Prasad S. 2018. Semi-supervised deep learning using pseudo labels for hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Image Processing*, 27(3): 1259-1270 [DOI: 10.1109/tip.2017.2772836]
- Wu Z F, Cao Z, Zheng Z H, Zhang Q F, Huang X J, Liu G Y, Tan X J, Guo Y F and Li J Y. 2025. A review of urban remote sensing in China. *National Remote Sensing Bulletin*, 29(6): 2188-2215 (吴志峰, 曹峥, 郑子豪, 张棋斐, 黄晓峻, 刘广源, 谭秀娟, 郭颖锋, 李加悦. 2025. 中国城市遥感研究综述. *遥感学报*, 29(6): 2188-2215) [DOI: 10.11834/jrs.20254442]
- Xiao A R, Xuan W H, Wang J J, Huang J X, Tao D C, Lu S J and Yokoya N. 2025. Foundation models for remote sensing and Earth observation: a survey. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 13(4): 297-324 [DOI: 10.1109/mgrs.2025.3576766]
- Xiao Z Y, Pan Y Y, Jiang L L, Wang Z and Shi K F. 2024. Remote sensing nighttime lights reveal the post-earthquake losses and reconstruction situations in Turkey – Syria earthquake areas. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 21: 3002405 [DOI: 10.1109/lgrs.2024.3397864]
- Xie B, Zhang C, Wang F, Liu P, Lu F, Chen Z and Hu W. 2025. CST anti-UAV: a thermal infrared benchmark for tiny UAV tracking in complex scenes. *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. 6157-6166 [DOI: 10.48550/arXiv.2507.23473]
- Xie Q H, Wang J F, Lopez-Sanchez J M, Peng X, Liao C H, Shang J L, Zhu J J, Fu H Q and Ballester-Berman J D. 2021. Crop height estimation of corn from multi-year RADARSAT-2 polarimetric observables using machine learning. *Remote Sensing*, 13(3): 392 [DOI: 10.3390/rs13030392]
- Xin H C, Xu N, Xu H, Yang H T, Wang Z J, Zhang Z H, Ding Y, Luan H, Ou Y F and Yang Y B. 2025. Mapping tidal flat topography by combining ICESat-2 laser altimetry and multi-source satellite imagery. *International Journal of Digital Earth*, 18(2): 2554313 [DOI: 10.1080/17538947.2025.2554313]
- Xing J H, Zhang J, Li J, Gao Y S, Du S H, Zhang C Y and Wang Y H. 2024. CTMNet: enhanced open-pit mine extraction and change detection with a hybrid CNN-transformer multitask network. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 5409619 [DOI: 10.1109/tgrs.2024.3492715]
- Xu C, Ding Y L, Zheng X M, Wang Y Q, Zhang R, Zhang H Y, Dai Z W and Xie Q Y. 2022a. A comprehensive comparison of machine learning and feature selection methods for maize biomass estimation using Sentinel-1 SAR, Sentinel-2 vegetation indices, and biophysical variables. *Remote Sensing*, 14(16): 4083 [DOI: 10.3390/rs14164083]
- Xu N, Ma Y, Yang J, Wang X H, Wang Y J and Xu R. 2022b. Deriving tidal flat topography using ICESat-2 laser altimetry and Sentinel-2 imagery. *Geophysical Research Letters*, 49(2): e2021GL096813 [DOI: 10.1029/2021GL096813]
- Xu N, Wang L, Zhang H S, Tang S L, Mo F and Ma X. 2024a. Machine learning based estimation of coastal bathymetry from ICESat-2 and Sentinel-2 data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 17: 1748-1755 [DOI: 10.1109/JSTARS.2023.3326238]
- Xu R T, Wang C W, Zhang J G, Xu S B, Meng W L and Zhang X P. 2023. RSSFormer: foreground saliency enhancement for remote sensing land-cover segmentation. *IEEE Transactions on Image Processing*, 32: 1052-1064 [DOI: 10.1109/TIP.2023.3238648]
- Xu Y J, Zhou J and Zhang Z. 2024b. A new Bayesian semi-supervised active learning framework for large-scale crop mapping using Sentinel-2 imagery. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 209: 17-34 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2024.01.023]
- Yang B S and Dong Z. 2019. Progress and perspective of point cloud intelligence. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 48(12): 1575-1585 (杨必胜, 董震. 2019. 点云智能研究进展与趋势. *测绘学报*, 48(12): 1575-1585) [DOI: 10.11947/j. AGCS.2019.20190465]
- Yang G, Huang K, Sun W W, Meng X C, Mao D H and Ge Y. 2022. Enhanced mangrove vegetation index based on hyperspectral images for mapping mangrove. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 189: 236-254 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.05.003]
- Yang X, Yang J R, Yan J C, Zhang Y, Zhang T F, Guo Z, Sun X and Fu K. 2019. SCRDet: towards more robust detection for small, cluttered and rotated objects//*Proceedings of the 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. Seoul: IEEE: 8231-8240 [DOI: 10.1109/iccv.2019.00832]
- Yao F L, Lu W X, Yang H M, Xu L Y, Liu C L, Hu L Y, Yu H F, Liu N Y, Deng C B, Tang D K, Chen C S, Yu J Q, Sun X and Fu K. 2023. RingMo-sense: remote sensing foundation model for spatio-

- temporal prediction via spatiotemporal evolution disentangling. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 61: 5620821 [DOI: 10.1109/TGRS.2023.3316166]
- Yin D M and Wang L. 2019. Individual mangrove tree measurement using UAV-based LiDAR data: possibilities and challenges. *Remote Sensing of Environment*, 223: 34-49 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.12.034]
- Yin H T, Wang H and Zhu Z Y. 2025. Progressive dynamic queries reformation-based DETR for remote sensing object detection. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 22: 6003705 [DOI: 10.1109/LGRS.2025.3541662]
- Yu H, Kong B, Hou Y T, Xu X Y, Chen T and Liu X M. 2022. A critical review on applications of hyperspectral remote sensing in crop monitoring. *Experimental Agriculture*, 58: e26 [DOI: 10.1017/S0014479722000278]
- Zhang B. 1996. Application of remote sensing technology on research of the wetland in China. *Remote Sensing Technology and Application*, 11(1): 67-71 (张柏. 1996. 遥感技术在中国湿地研究中的应用. *遥感技术与应用*, 11(1): 67-71) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.1996.1.67]
- Zhang C Y, Xing J H, Li J, Du S H and Qin Q M. 2023a. A new method for the extraction of tailing ponds from very high-resolution remotely sensed images: PSVED. *International Journal of Digital Earth*, 16(1): 2681-2703 [DOI: 10.1080/17538947.2023.2234338]
- Zhang R, Jia M M, Wang Z M, Zhou Y M, Wen X, Tan Y and Cheng L N. 2021. A comparison of Gaofen-2 and Sentinel-2 imagery for mapping mangrove forests using object-oriented analysis and random forest. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 4185-4193 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3070810]
- Zhang T J, Wang D L and Lu Y. 2023b. Machine learning-enabled regional multi-hazards risk assessment considering social vulnerability. *Scientific Reports*, 13(1): 13405 [DOI: 10.1038/s41598-023-40159-9]
- Zhang X, Liu L Y, Zhao T T, Wang J Q, Liu W D and Chen X D. 2024. Global annual wetland dataset at 30 m with a fine classification system from 2000 to 2022. *Scientific Data*, 11(1): 310 [DOI: 10.1038/s41597-024-03143-0]
- Zhao C P, Jia M M, Wang Z M, Mao D H and Wang Y Q. 2023a. Identifying mangroves through knowledge extracted from trained random forest models: an interpretable mangrove mapping approach (IMMA). *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 201: 209-225 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2023.05.025]
- Zhao C P, Qin C Z, Wang Z M, Mao D H, Wang Y Q and Jia M M. 2022. Decision surface optimization in mapping exotic mangrove species (*Sonneratia apetala*) across latitudinal coastal areas of China. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 193: 269-283 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2022.09.011]
- Zhao J L, Hu L, Dong Y Y, Huang L S, Weng S Z and Zhang D Y. 2021. A combination method of stacked autoencoder and 3D deep residual network for hyperspectral image classification. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 102: 102459 [DOI: 10.1016/j.jag.2021.102459]
- Zhao J L, Hu L, Huang L S, Wang C J and Liang D. 2023b. MSRA-G: combination of multi-scale residual attention network and generative adversarial networks for hyperspectral image classification. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 121: 106017 [DOI: 10.1016/j.engappai.2023.106017]
- Zhao N B, Yang J J, Qin K, Zhao Y J, Yang Y C and Zhu L. 2021. Comprehensive inversion model of Se content in black soil by aerial hyperspectral method. *Science of Surveying and Mapping*, 46(6): 128-135 (赵宁博, 杨佳佳, 秦凯, 赵英俊, 杨越超, 朱玲. 2021. 黑土地硒含量的航空高光谱综合反演模型. *测绘科学*, 46(6): 128-135) [DOI: 10.16251/j.cnki.1009-2307.2021.06.019]
- Zhao W, Bao N S, Liu S J, Mao Y C and Xiao D. 2020. Plant litter effect of the soil organic carbon estimation and unmixing method based on the visible-near infrared spectra. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 40(7): 2188-2193 (赵伟, 包妮沙, 刘善军, 毛亚纯, 肖冬. 2020. 地表枯枝落叶层影响下的土壤混合光谱特征及解混方法研究. *光谱学与光谱分析*, 40(7): 2188-2193) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2020)07-2188-06]
- Zhao Y H, Jia M M, Sun G Y and Zhang A Z. 2025. PAMSNet: a point annotation-driven multi-source network for remote sensing semantic segmentation. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 229: 1-16 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2025.07.035]
- Zhao Y H, Sun G Y, Ling Z Y, Zhang A Z and Jia X P. 2024. Point-based weakly supervised deep learning for semantic segmentation of remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 62: 5638416 [DOI: 10.1109/TGRS.2024.3409903]
- Zheng Z, Zhong Y F, Wang J J, Ma A L and Zhang L P. 2021. Building damage assessment for rapid disaster response with a deep object-based semantic change detection framework: from natural disasters to man-made disasters. *Remote Sensing of Environment*, 265: 112636 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112636]
- Zhou H, Sun M, Ren X and Wang X Y. 2021. Visible-thermal image object detection via the combination of illumination conditions and temperature information. *Remote Sensing*, 13(18): 3656 [DOI: 10.3390/rs13183656]
- Zhou M L, Xing R, Han D L, Qi Z Y and Li G. 2025. PDT: UAV target detection dataset for pests and diseases tree//Leonardi A, Ricci E, Roth S, Russakovsky O, Sattler T and Varol G, eds. *Computer Vision - ECCV 2024*. Cham: Springer: 56-72 [DOI: 10.1007/978-3-031-73116-7_4]
- Zhu P F, Peng T, Du D W, Yu H T, Zhang L B and Hu Q H. 2021. Graph regularized flow attention network for video animal counting from drones. *IEEE Transactions on Image Processing*, 30: 5339-5351 [DOI: 10.1109/TIP.2021.3082297]
- Zhu P F, Wen L Y, Du D W, Bian X, Fan H, Hu Q H and Ling H B. 2022a. Detection and tracking meet drones challenge. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 44(11): 7380-7399 [DOI: 10.1109/TPAMI.2021.3119563]
- Zhu Q, Zhang L G, Ding Y L, Hu H, Ge X M, Liu M W and Wang W. 2022. From real 3D modeling to digital twin modeling. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 51(6): 1040-1049 (朱庆, 张利国, 丁雨淋, 胡翰, 葛旭明, 刘铭巍, 王玮. 2022. 从实景三维建模到

- 数字孪生建模. 测绘学报, 51(6): 1040-1049 [DOI: 10.11947/j. AGCS.2022.20210640]
- Zhu Q Q, Guo X, Deng W H, Shi S N, Guan Q F, Zhong Y F, Zhang L P and Li D R. 2022c. Land-Use/Land-Cover change detection based on a Siamese global learning framework for high spatial resolution remote sensing imagery. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 184: 63-78 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs. 2021.12.005]
- Zhu X X, Chen S N, Zhang F H, Shi Y L and Wang Y Y. 2025. Global-BuildingAtlas: an open global and complete dataset of building polygons, heights and LoD1 3D models. Earth System Science Data, 17(12): 6647-6668 [DOI: 10.5194/essd-17-6647-2025]
- Zhu Z and Woodcock C E. 2012. Object-based cloud and cloud shadow detection in Landsat imagery. Remote Sensing of Environment, 118: 83-94 [DOI: 10.1016/j.rse.2011.10.028]
- Zuo X B, Rui J, Ding L, Jin F, Lin Y Z, Wang S X, Liu X and Lei J. 2025. Integrating segment anything model with instance-level change generation for single-temporal unsupervised change detection. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 63: 5631717 [DOI: 10.1109/TGRS.2025.3586102]

A review of AI and remote sensing research: Current status and future prospects

HE Wei¹, WANG Zijie¹, SUN Genyun², CHENG Gong³, TANG Xu⁴, WU Chen¹, HE Liming⁵, REN Huazhong⁶, HU Ting⁷, FENG Shou⁸, NIE Sheng⁹, WU Shangrong¹⁰, GAO Han², FENG Jie⁴, HANG Renlong¹¹, DING Yun¹², ZHANG Rui¹³, YE Yuanxin¹⁴, MA Xianping¹⁴, ZHAO Dan⁹, LI Zhenhai¹⁵, SU Hua¹⁶, XU Nan¹⁷, CHEN Chao¹⁸, MA Ailong¹, ZHU Qiqi¹⁹, YAN Kai¹⁰, JIA Mingming²⁰, ZHANG Hongsheng²¹, LUO Yi²²

1. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430072, China;
2. College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China;
3. School of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China;
4. School of Artificial Intelligence, Xidian University, Xi'an 710068, China;
5. School of Resources and Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China;
6. School of Earth and Space Sciences, Peking University, Beijing 100871, China;
7. School of Remote Sensing & Geomatics Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;
8. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 266404, China;
9. Aerospace Information Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100094, China;
10. Advanced Institute for Satellite Application, Beijing Normal University, Beijing 100088, China;
11. School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;
12. School of Artificial Intelligence, Anhui University, Hefei 230601, China;
13. School of Information Engineering, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450046, China;
14. Faculty of Geosciences and Environmental Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China;
15. College of Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China;
16. Institute of Digital China (Fujian), Fuzhou University, Fuzhou 350108, China;
17. College of Architecture and Urban Planning, Shenzhen University, Shenzhen 518060, China;
18. School of Geography and Geomatics Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, China;
19. School of Geography and Information Engineering, China University of Geosciences (Wuhan), Wuhan 430074, China;
20. Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences, Changchun 130102, China;
21. Department of Geography, The University of Hong Kong, Hong Kong 999077, China;
22. Faculty of Geography, Yunnan Normal University, Kunming 650050, China

Abstract: Remote sensing science, through multi-platform, multi-scale, and multi-modal observations, provides key technical support for understanding the structure of the Earth system and environmental evolution. It also holds significant strategic importance in fields such as resource investigation, ecological monitoring, urban management, and disaster emergency response. The advent of advanced observation methodologies, including high-resolution optical remote sensing, Synthetic Aperture Radar (SAR), hyperspectral imaging, and lidar, has led to a proliferation of remote sensing data of unparalleled scale, variety, and continuously enhancing resolution. This paradigm shift has propelled Earth observation into a new era characterized by the management of voluminous data sets. However, the high-dimensional structural differences, spatio-temporal scale inconsistencies, and information redundancy brought about by multi-source heterogeneous data

have significantly limited the traditional interpretation mode that relies on manual rules and experience-driven in terms of accuracy, efficiency, and generalization ability. Therefore, there is an urgent need to promote the transformation of remote sensing science towards an autonomous and intelligent paradigm.

The advent of Artificial Intelligence (AI) has furnished a novel theoretical foundation and technical trajectory for the domain of remote sensing science. Intelligent methods, exemplified by deep learning, large models, self-supervised learning, and cross-modal representation, possess the capacity to automatically extract multi-level semantic features from substantial remote sensing data. This capability enables the efficient recognition, inference, and prediction of complex ground objects, environmental elements, and spatiotemporal dynamic processes. Presently, AI has achieved significant advancements in a variety of domains, including ground object classification, object detection, semantic segmentation, change detection, 3D scene reconstruction, and environmental element inversion. These developments have demonstrated the potential value of enhancing accuracy, generalizability, and decision-making speed in various application scenarios, such as geological remote sensing, ecological monitoring, agricultural situation assessment, urban remote sensing, and disaster damage assessment. Concurrently, novel research paradigms are emerging, characterized by the utilization of large remote sensing models and cross-modal fusion as their fundamental framework. These paradigms signify a paradigm shift in remote sensing science, transitioning from an intelligent interpretation oriented towards single tasks to an integrated intelligence oriented towards scene understanding and system cognition.

Despite the rapid advancements in artificial intelligence, which are profoundly impacting the field of remote sensing science, significant challenges persist. These challenges include inadequate coordination between multi-source observation mechanisms and model representations, constrained generalizability across regions, disasters, and sensors, deficient model interpretability and credibility, and suboptimal data-driven and physical prior fusion mechanisms. In order to promote remote sensing science from “observation” to “cognition and decision support,” it is essential to build a new generation of intelligent remote sensing systems with physical consistency, dynamic adaptability, and sustainable evolution capabilities.

In summary, AI is driving remote sensing science into a new phase that is centered on intelligent representation, cross-modal fusion, and knowledge-driven inference. This paper systematically reviews the fusion progress from three dimensions of observation technology, intelligent method, and typical application. It analyzes the key challenges and looks forward to the future development direction. The purpose of this analysis is to provide a reference for the construction of a unified, generalized, and reliable intelligent remote sensing theory system.

Key words: remote sensing science, artificial intelligence, deep learning, cross-application, remote sensing big data, intelligent interpretation

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 42271347, 42371350, 42271370)