

# 新一代人工智能驱动的陆地观测卫星遥感应用技术综述

赖积保<sup>1</sup>, 康旭东<sup>2</sup>, 鲁续坤<sup>2</sup>, 李树涛<sup>2</sup>

1. 国家航天局 对地观测与数据中心, 北京 100101;

2. 湖南大学 电气与信息工程学院, 长沙 410082

**摘要:** 随着各国航天事业的高速发展以及政府对卫星遥感技术的大力支持, 各类军民商用卫星系统层出不穷, 建立了较为完善的卫星遥感数据获取体系, 为推动经济社会高质量发展提供了新动能。与此同时, 人工智能技术的迅猛发展极大程度的提升了数据分析的智能化、精准化水平, 为遥感大数据分析与应用带来了新的发展机遇。在互联网时代的背景下, 结合新一代人工智能、大数据、物联网、5G等先进技术, 推动遥感应用朝着智能化、大众化、产业化方向发展是大势所趋。本文依据当前陆地观测卫星智能遥感技术的发展现状与实际需求, 论述了人工智能驱动的遥感技术在资源调查、环境监测、灾害监测等领域中的应用研究现状, 探讨了现阶段制约人工智能技术在遥感领域应用成效的关键问题, 最后结合遥感大数据处理中存在的问题和挑战, 对陆地观测卫星遥感应用技术的发展趋势进行了展望, 建立基于人工智能的卫星遥感应用体系已成为卫星遥感技术发展的必然趋势。

**关键词:** 卫星遥感, 人工智能, 应用服务, 遥感大数据, 数据解译

**引用格式:** 赖积保, 康旭东, 鲁续坤, 李树涛. 2022. 新一代人工智能驱动的陆地观测卫星遥感应用技术综述. 遥感学报, 26(8): 1530-1546

Lai J B, Kang X D, Lu X K and Li S T. 2022. A review of land observation satellite remote sensing application technology with new generation artificial intelligence. National Remote Sensing Bulletin, 26(8): 1530-1546 [DOI: 10.11834/jrs.20221555]

## 1 引言

卫星遥感能够快速、高效、实时地获取地球表面海量的地理空间数据, 是人类了解和认知地球的必要途径, 在资源调查、环境监测、灾害应急、军事侦察等国家重大战略需求领域发挥了至关重要的作用(陈锐志等, 2019; 廖小罕, 2021)。

在遥感应用中, 传统卫星遥感数据处理高度依赖具备专业知识的人员, 需结合卫星遥感数据特点、实际情况和专业知识, 进行人工处理和解译(Bo等, 2016), 这种解译方式耗时耗力且精度难以保障。近年来, 随着卫星遥感数据的指数级增长, 人工处理数据的方式已难以满足用户高效率高精度信息提取的要求。因此, 在中国遥感卫

星技术高速发展的基础上, 如何高效、快速处理海量遥感数据已成为遥感应用亟需解决的关键科学难题。

国内外学者围绕基于人工智能的卫星遥感应用开展了大量探索性研究, 提出了一系列新思想、新方法和新技术。李德仁(2019a)提出了对地观测的思想, 指出将人工智能应用于卫星遥感, 可提升地球空间信息处理的感知认知能力。围绕中国高分、资源系列卫星等不同系列遥感数据的智能处理, 研究人员提出了一系列包含图像获取、存储、处理、分析与应用的卫星遥感新方法。Yuan等(2020)介绍了人工智能技术在环境遥感中的主要成果和存在的问题, 详细阐述了传统神经网络和深度学习网络结构以及两种方法在土地

收稿日期: 2021-08-16; 预印本: 2021-12-15

基金项目: 国家自然科学基金(编号:61890962, 61871179, 61801178); 湖南省视觉感知与人工智能重点实验室基金(编号:2018TP1013); 湖南省自然科学基金(编号:2019JJ50036); 广东省科技计划基金(编号:2018B010107001); 湖湘青年英才基金(编号:2020RC3013)

第一作者简介: 赖积保, 研究方向为遥感图像处理与应用。E-mail: laijibao@163.com

通信作者简介: 鲁续坤, 研究方向为遥感图像处理。E-mail: luxukun2010@163.com

覆盖、大气、植被参数、农田估产、温度、蒸散和海洋水色等方面的应用,指出了人工智能在结合物理模型仿真、纳入地理法则和基于小样本与迁移学习中的技术瓶颈;Ma等(2019b)对遥感深度学习模型、图像分辨率、研究区域类型和分类精度进行了元分析,着重介绍了深度学习方法在遥感图像融合、配准、场景分类、土地利用与土地覆盖、语义分割和图像分析方面的应用,指出了人工智能在遥感应用中的发展趋势;Zang等(2021)总结了基于监督学习、半监督学习和无监督学习的高空间分辨率遥感图像土地利用制图方法,探讨了小样本情形下分类精度、小目标分割性能和获取边缘分割高质量边界等挑战难题;Kattenborn等(2021)详细介绍了深度卷积神经网络在植被遥感方面的应用,深度学习技术的自学能力能更有效地利用多源遥感数据,实验结果表明深度学习方法优于浅层机器学习方法,这将会极大促进大数据时代植被遥感应用;Ghaffarian等(2021)介绍了基于深度学习注意力机制的遥感图像处理办法,在使用深度学习方法进行遥感图像分类、图像分割、变化检测和目标检测时,使用注意力机制可以提高总体精度。

综上所述,将人工智能技术、遥感对地观测大数据和遥感实际应用相结合,建立基于人工智能的卫星遥感应用体系已成为卫星遥感技术发展的必然趋势(张兵,2018;Zhang等,2020)。本文首先从多模态遥感数据源出发,介绍了资源、雷达等典型对地观测系统。然后从卫星遥感应用需求出发,阐述了人工智能技术在卫星遥感中的业务化应用。最后,本文深入探讨了现阶段制约人工智能技术在遥感领域应用成效的关键问题,并对未来发展趋势进行了展望。

## 2 国内外卫星介绍

当前,中国遥感卫星已发展成为拥有资源、雷达、气象、海洋等系列卫星的对地观测系统。美国、德国、日本、俄罗斯、以色列等国都拥有自主的高分辨率光学或雷达遥感卫星,具备较强的全球地理空间数据的获取能力,卫星遥感已成为世界各国竞争的高科技前沿。其中比较典型的卫星系列有美国国家航空航天局(NASA)的陆地观测系列卫星(Landsat)、美国国家海洋大气局(NOAA)气象观测系列卫星、欧洲航天局哥白尼计

划(GMES)中的地球观测哨兵系列卫星、日本对地观测ALOS(Advanced Land Observation Satellite)系列卫星和中国的资源(ZY)、高分(GF)和环境(HJ)系列卫星(赵文波,2019)。

美国陆地观测系列卫星运行时间最长,从1972年美国成功发射第一颗陆地观测卫星(Landsat 1)以来,该系列共计发射了8颗卫星,其中Landsat 8于2013年发射,该卫星搭载了陆地成像仪OLI(Operational Land Imager)和热红外传感器TIRS(Thermal Infrared Sensor),其主要任务是探测地表资源与环境、监视和协助管理农、林和水利资源的合理利用,考察和预报各种严重的自然灾害(朱金峰等,2019;郑忠等,2021;关真富等,2021)。此外,美国陆续成功发射了极地轨道环境遥感系列卫星(Terra和Aqua)、轨道观测卫星(OrbView)、伊克诺斯卫星(IKONOS)、地球眼卫星(GeoEye)、快鸟卫星(QuickBird)、世界观测卫星(WorldView)等一系列民用遥感卫星,图像的空间分辨率达到了亚米级甚至厘米级,光谱分辨率达到纳米级甚至亚纳米级,为遥感对地观测提供了海量的高分辨遥感数据。其中代表性的极地轨道环境遥感卫星获取的中分辨率成像光谱仪(MODIS)数据具有36个光谱波段,数据采集和更新快,每1至2天对地球表面观测一次。为获取陆地和海洋温度、初级生产率、陆地表面覆盖、云、汽溶胶、水汽和火情信息提供了重要支撑(刘健,2021;史凯琦等,2021;文凤平等,2021;Wang等,2021)。

自2014年以来,欧洲哥白尼计划(Copernicus)中的“哨兵”系列(Sentinel)卫星陆续发射,截至2021年初,共计7颗“哨兵”系列(Sentinel)卫星在轨运行,数据覆盖全球范围,用于海洋监测、土地利用覆盖、全球变化等诸多领域(唐少飞等,2020;赵欣怡等,2021;宁晓刚等,2022)。日本的地球观测卫星计划主要包括陆地观测卫星和大气、海洋观测卫星两个系列,ALOS卫星于2006年发射,是JERS-1(日本地球资源卫星一号)与ADEOS(先进地球观测卫星)的后继星,陆地观测技术更加先进,包括全色遥感立体测绘仪(PRISM)、先进可见光与近红外辐射计-2(AVNIR-2)、相控阵型L波段合成孔径雷达(PALSAR)等3个传感器,可以获取全球高分辨率对地观测数据,成功应用于数字高程测绘、资源

调查等领域 (张凝等, 2021; 张腾等, 2021; Darwish等, 2021; Liu等, 2021b)。此外, 德国、俄罗斯、印度等世界大国都非常重要遥感卫星的发展, 并不断拓宽相关应用领域。

中国遥感卫星技术起源于20世纪80年代, 经过近40年的快速发展, 取得了长足的进步, 在陆地资源调查、生态环境监测、灾害预测评估、重大工程监视与决策等诸多领域 (Dou等, 2014; 孙伟伟等, 2020; 徐冠华等, 2016; Guo等, 2019)

得到了广泛应用。陆地观测遥感卫星已经具有全色、多光谱、红外、合成孔径雷达 (SAR)、视频和夜光等多种手段的观测能力, 行成了包括资源 (ZY)、高分 (GF)、环境 (HJ) 和小卫星在内的多个对地遥感观测卫星系列, 在国土资源监测、环境监测和污染防治、灾害监测和城市规划等领域 (王桥和刘思含, 2016; Xu等, 2014) 得到了广泛的应用。中国已发射的陆地观测卫星所获取的遥感数据如表1所示。

表1 中国主要陆地观测卫星遥感数据体系

Table 1 Major land observation remote sensing satellites data system in China

系列	卫星名称	发射时间/年	数据类型	
资源	资源1号01/02B/02C/02D	2011—2019	全色、多光谱、高光谱、热红外	
	资源2号	2002—2004	全色	
	资源3号01/02/03	2012—2020	立体相机、多光谱	
高分	高分1号	2013	全色、多光谱	
	高分2号	2014	全色、多光谱	
	高分3号	2016	合成孔径雷达	
	高分4号	2015	多光谱、红外	
	高分5号	2018	多光谱、高光谱	
	高分6号	2018	全色、多光谱	
	高分7号	2019	全色、多光谱立体相机、激光测高仪	
环境	环境1号A/B/C	2008—2012	多光谱、高光谱、热红外、合成孔径雷达	
小卫星	天绘一号01/02/03	2010—2015	全色、多光谱	
	北京1/2号卫星	2005—2015	全色、多光谱	
	高景1号01/02/03/04	2016—2018	全色、多光谱	
	珠海一号卫星星座01—03组	2017—2019	RGB视频、高光谱	
	光学A星		全色、多光谱	
	2颗视频星	2015	RGB视频	
	灵巧验证星		全色	
	吉林一号	视频03-08	2017—2018	RGB视频
		光谱01/02	2019	多光谱
		高分02A/02B/03A/03-1组/03D01-03	2019—2021	全色、多光谱、RGB视频
	宽幅01A/B	2020—2021	全色、多光谱	
	珞珈一号01星	2018	夜光	
	京师一号	2019	全色、多光谱	

随着航空航天与传感器技术的发展, 遥感卫星呈现从低分辨率到高分辨, 从单模态到多模态, 从单星独立到多星协同, 从技术实验型到业务应用型的发展趋势。中国现有在轨卫星具备了全天时、全天候的全球观测能力, 生产了种类齐全、功能互补、尺度完整的各类遥感数据, 建成了完善的遥感卫星技术体系。卫星遥感技术已覆盖了全球土地、农业、森林、草场、城市、水体、环

境、生态、灾害、测绘等诸多领域, 为各级部门提供了科学的辅助决策信息 (Xiao等, 2018; Zhang等, 2019a; 童庆禧, 2021; 周凯, 2021)。

### 3 人工智能技术概述

人工智能AI (Artificial Intelligence) 由20世纪50年代开始发展, 是研究、开发用于模拟、延伸和扩展人的智能的理论、方法、技术及应用系统

的一门新的技术科学(张钹等, 2020)。2006年以来,随着大数据的进一步积聚、理论算法的革新、计算能力的提升,人工智能在很多应用领域取得了突破性进展(Zhao等, 2021; Misra, 2022)。例如,以深度学习为代表的机器学习技术在计算机视觉和语音识别等领域取得巨大成功,识别性能甚至超过人类,人工智能技术再次受到学术界和产业界的广泛关注(Schmidhuber, 2015; Vogt, 2018; Cheng等, 2018)。2017年7月8日,国务院(2017)发布了《新一代人工智能发展规划》,明确指出人工智能发展进入新阶段,新一代人工智能的发展重点是大数据驱动知识学习、跨媒体协同处理、人机协同增强智能、群体集成智能、自主智能系统等。下面,本文将对遥感领域的人工智能技术发展现状进行分类介绍。

(1) 机器学习。机器学习是人工智能的关键核心技术,旨在通过学习算法让计算机系统从观测数据(样本)中训练模型,寻找规律,利用这些规律对未来数据或无法观测的数据进行预测,涉及统计学、概率论、逼近理论、神经网络、优化理论、计算机科学、脑科学等诸多领域。根据学习模式,机器学习分为监督学习、无监督学习、主动学习、半监督学习、迁移学习、强化学习等;根据学习方法可分为传统机器学习和深度学习(周培诚等, 2021)。

机器学习技术是人工智能的核心,是实现遥感信息智能处理与分析的关键。一方面,支持向量机、随机森林、决策树、概率图模型、卷积神经网络、生成对抗网络等传统和新型机器学习理论方法在遥感领域得到了广泛应用,形成了从图像表示到图像识别与解译的全面的遥感图像智能学习理论方法体系(龚健雅, 2018)。例如,在遥感图像目标检测(Cheng等, 2019; Feng等, 2020a)、场景分类(Xia等, 2018; Boualleg等, 2019; Lu等, 2019; Liu等, 2021a)、图像识别(Cheng等, 2021)、语义分割(Yao等, 2016; 肖春姣等, 2020)、变化检测(Mou等, 2019; Chen等, 2020a)、图像检索(张洪群等, 2017)等领域,机器学习方法被用于对遥感图像信息进行建模、分析、推理与判断,最终获取图像中地物的类型、空间分布、物理/生物参数等信息(Lary等, 2016; 周培诚等, 2021)。另一方面,卫星遥感数据呈现出高空间分辨率、高光谱分辨率、高时间分辨率、

大数据、高维度的特点,各种复杂的遥感应用对机器学习方法提出了新的需求。遥感机器学习已发展成为机器学习领域的重要分支,促进了新的机器学习理论方法的产生(龚健雅, 2018; 周志华, 2016)。例如,针对高分辨高光谱图像数据维度高且标注样本稀缺的问题,国内外学者提出了一系列新的小样本高维数据机器学习理论方法(Tong等, 2020; 冉琼等, 2018; Gao等, 2020)。

(2) 计算机视觉。计算机视觉是使用计算机模仿人类视觉系统的科学,让计算机拥有类似人类提取、处理和解译图像以及图像序列的能力。它是一个包括计算机科学、数学、生物学和心理学的跨领域交叉学科。一方面,计算机视觉的很多任务与机器学习是密不可分的,例如图像识别、目标检测、目标跟踪、语义分割这些计算机视觉主流技术的核心均是机器学习理论方法(Wang等, 2019)、Li等, 2020a; Ma等, 2019a);另一方面,在计算成像、立体视觉、底层视觉感知、动态视觉等方面,计算机视觉又形成了自己独特的理论体系(高连如等, 2018; Xuan等, 2020)。

计算机视觉技术在卫星遥感领域的应用十分广泛。遥感领域的图像识别、目标检测、场景分类、立体测绘、图像匹配方法往往是在计算机视觉领域同类方法的基础上结合遥感数据的自身特性进行改进和优化(Ye等, 2020; Gu等, 2021; Liu等, 2021b)。例如,在高分遥感成像领域,空谱融合成像技术被成功应用于全色与多光谱、多光谱与高光谱融合成像(王芬等, 2021; 李树涛等, 2021)。通过融合高分辨率的全色/多光谱和低分辨率的多光谱/高光谱图像,可有效提升遥感图像的空间与光谱分辨率(Li等, 2018b; Dian等, 2021);在立体测绘领域,国内外学者研制了一系列基于双目立体视觉的立体测绘装置与系统,形成了较完善的光学遥感立体测绘技术体系(曹海翊等, 2021);在遥感图像表示领域, Kang等(2014, 2015, 2017)从人眼对光照和本征分解视觉感知机理出发,提出了高分辨高光谱遥感图像本征分解理论方法,实现了高分辨高光谱图像高维复杂空谱结构的准确表征;在遥感图像复原领域,计算机视觉领域的自然图像复原方法被拓展应用于遥感图像去噪、去雾、去阴影、去云等任务,发展出一系列新的遥感图像复原方法(Duan等, 2020, 2021; Hu等, 2020)。

(3) 其他技术。人工智能领域其他核心技术主要包括知识图谱、自然语言处理、人机交互和生物特征识别技术。这类技术在卫星遥感领域的应用尚处于探索阶段, 尚未形成十分完善的理论方法体系。

知识图谱是由 Google 在 2012 年提出的概念, 本质上是结构化的由节点和边组成的语义网络, 通过这种关系网络对遥感应用中要素之间的关联进行表示与分析, 可实现面向海量遥感数据的知识挖掘与智能决策, 在公共安全保障、自然灾害应急(杜志强等, 2020)、土地环境研究(郑翔天等, 2021)等领域均得到了成功应用。

自然语言处理主要包括机器翻译、信息抽取、语义理解等。自然语言处理与遥感的结合主要体现在图像检索、图像描述等方面。一方面, 通过自然语言处理技术, 从用户提出需求的文本中抽取遥感图像关键信息要素, 可服务于图像检索相关的遥感应用任务(郑忠刚等, 2019); 另一方面, 在遥感图像识别和场景分类的基础上, 结合自然语言处理技术, 可生成对遥感图像的文字化描述, 从而服务更复杂的遥感应用任务(Lu等, 2020; Wang等, 2020)。

人机交互主要研究计算机系统与人类用户之间的信息交换, 包括情感交互, 语音交互, 体感交互及脑机交互等; 生物特征识别涉及指纹、掌纹、人脸、虹膜、声纹、步态等多种生物特征的检测与分析(孙哲南等, 2021)。随着遥感技术的智能化水平进一步提高, 人机交互与生物特征识别的相关技术有望在遥感领域得到拓展应用。例如, 在遥感图像标注过程中, 可结合视觉与语音交互技术提升样本标注效率。

综上, 当前人工智能技术在卫星智能遥感领域得到了广泛应用, 但现有卫星遥感领域的机器学习、机器视觉等技术的优势主要体现在某些具体任务上, 与真正人类的自学习认知能力仍相去甚远。这就需要思考如何从类脑智能的最新研究成果出发, 进一步推动遥感领域新一代人工智能技术的发展。未来, 人工智能的最大优势将不再是静态的机器学习算法, 而是能够自主从遥感数据中获取知识, 实现类脑的信息编码、处理、记忆、学习与推理, 并不断对自身进行强化的具备高可解释性、强泛化能力的人工智能。为实现这一目标, 一方面需进一步突破自适应学习、自主

学习等理论方法; 另一方面, 需建立新的大规模类脑智能计算新模型和脑启发的认知计算模型。

## 4 人工智能在卫星遥感中的业务化应用

随着人工智能与卫星遥感技术的快速发展, 国内外学者不仅提出了一系列新的遥感图像智能处理、分析与解译理论、方法和技术。这些智能化的遥感手段在资源调查、环境监测、灾害监测、智慧城市、农林水产业自动化分析、金融风险评估和军事侦察等领域也得到了广泛的应用(Gu和Tong, 2015; Li等, 2018a; 陈仲新等, 2019), 它们的卫星遥感业务化应用的智能化水平越来越高, 如图1所示。

### 4.1 资源调查

在资源调查领域, 基于人工智能的卫星遥感技术已深度融入到资源调查的主体业务和工作流程中。首先, 米级、亚米级分辨率的各类卫星遥感数据已经全面应用于土地资源调查与监测、地质矿产勘查、基础地理信息数据库更新等方面, 应用成果显著(廖小罕等, 2020); 其次, 通过对高分辨遥感大数据进行智能化的处理和分析, 可快速提取和发现国土资源的全要素变化, 实现住宅、商业区、工业用地、林业用地、农用地等重点区域的高精度动态监测(Guo等, 2016; Gong等, 2019)。当前, 基于国产高分(GF)、资源(ZY)、环境(HJ)、珞珈一号等卫星数据已实现了重点区域的水体、道路、居民区、商业区、建设用地等要素的精确提取, 基本满足了资源调查的需要, 进一步丰富了人工智能和卫星遥感的应用场景(赵伍迪等, 2021; Chen等, 2018; 李翔等, 2019)。

### 4.2 环境监测

在环境监测方面, 卫星遥感技术被成功应用于大气、水、土壤与植被生态环境监测(Wolanin等, 2019; 王桥, 2021)。例如, 在大气污染遥感监测方面, 智能遥感图像处理与解译技术已被成功应用于检测硫氧化物等污染气体、臭氧等温室气体, 反演气溶胶光学厚度(Li等, 2017; Kleynhans等, 2017; Xu等, 2018); 在水污染遥感监测方面, 人工智能技术已被应用于叶绿素、浮游生物、悬浮物、富营养化指标等水质参数的

定量反演 (Peterson 等, 2020; Zhang 等, 2020; Chen 等, 2020b); 在生态环境遥感反演方面, 利用人工智能技术可进行叶面积指数、生物量、植被覆盖度、植被高度、植被含水量、地表温度等一系列生态参数的定量反演 (Gao 等, 2018; Li 等,

2020b; Jin 等, 2020); 在海洋环境监测方面, 无监督、半监督等深度神经网络方法已被应用于海上溢油面积、污染速度和扩散方向监测, 具有重要意义和实用价值 (Liu 等, 2017b; 杨红和杭君, 2014)。

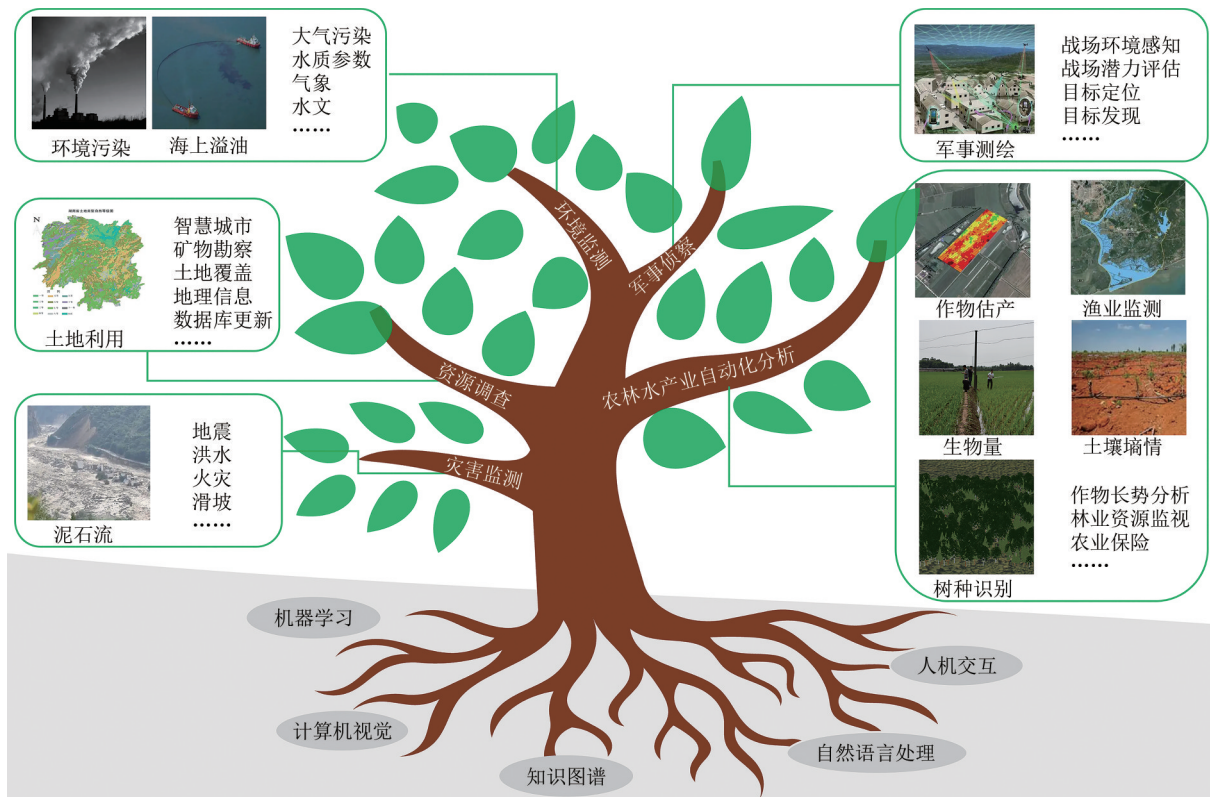


图 1 卫星遥感应用技术发展脉络

Fig. 1 The development of satellite remote sensing application technology

参考近年来的研究趋势, 环境遥感监测正呈现从模型驱动向数据驱动发展的新趋势 (王桥, 2021)。与传统基于先验知识与反演模型的环境遥感监测方法相比, 深度学习等人工智能前沿理论方法能够更好的挖掘海量遥感数据中隐含的深层知识, 为解决现有环境遥感反演模型普适性不强、反演精度和效率不高等难题提供了重要的技术支持。

### 4.3 灾害监测

在灾害监测方面, 人工智能技术可以对以往积累的海量灾害遥感数据信息进行学习, 挖掘和分析数据中的高价值信息, 实现洪水、火灾、地震、泥石流、海啸等典型自然灾害的动态监测, 为研究人员发现灾情的产生和发展规律, 灾害评估与应急响应, 甚至于认知和预测灾害提供重要

技术支持 (Kaku, 2019)。例如, 在灾害日常监测与预警等备灾阶段, 利用卫星智能遥感技术发现潜在的孕灾环境、致灾因子、承灾体等信息, 通过对灾害发生的风险等级、区域划分实现灾害风险评估与承灾体脆弱性评估, 为应灾减灾准备措施提供依据 (李维炼 等, 2019; Liu 等, 2017a); 在灾害应急响应阶段, 卫星智能遥感技术应用于对灾害本身的动态监测与承灾体损失评估, 为综合评估、次生灾害的风险预警以及灾害救援提供重要的决策依据 (Lin 等, 2013; Yin 等, 2017; Feng 等, 2020b); 在灾后恢复重建期间, 卫星智能遥感技术有效支持了灾区恢复重建规划制定, 并对恢复重建的进度、效益、质量进行动态评测, 为恢复重建和减灾设施建设的成效提供科学的数据参考 (范一大 等, 2016; 卢乃锰 等, 2017; 陈润 等, 2020)。另外, 李翔等 (2019) 利用珞珈一

号夜光遥感数据实现了火灾事件的自动变化监测；杜培军等（2012）、宫鹏等（2011）将国产环境与灾害监测预报小卫星星座 A、B 星（HJ-1A/B）遥感数据应用于日本海啸灾害监测，有效地提取了受灾区域面积，为灾害监测评估提供了支撑。

#### 4.4 智慧城市

在智慧城市方面，智能卫星遥感技术是全面宏观感知城市状态的重要手段，为城市建设、环境保护、应急救援提供决策支持，是构建智慧城市的关键核心技术。例如，在城市规划与管理方面，将卫星遥感与 5G 通信、数字孪生、人工智能等技术相结合，可搭建精准、高效、实时的城市空间规划与管理“一张图”，实现融合水利、交通、工业、农业、医疗、教育等信息于一体的智能化城市监测与管理（Dembski 等，2020；Batty，2018；张新长等，2021）；在城市智慧交通方面，空间信息与人工智能技术的结合可以便捷高效准确地识别道路的交通运行情况，为交通管控，减少交通拥堵提供技术支撑（陈龙等，2021）；在城市智慧水利方面，智能卫星遥感技术可用于监测城市不透水面情况与水体的污染情况，预测洪水与内涝高风险区域（李方刚等，2020）。

#### 4.5 农林水产业自动化分析

农林水产业自动化分析是遥感技术应用最广泛的领域，具有十分重要的意义。利用智能卫星遥感技术可实现农田种植、森林、草原、渔业、畜牧业及热带作物的面积、产量、质量、类型、农业灾害、养殖环境、设施、涉渔工程等要素的日常动态观测（龚健雅和钟燕飞，2016）。

在农业方面，通过遥感图像识别与定量反演技术实现农作物种植面积、类型和空间分布监测、农作物生长情况监测、农作物分类和估产、作物病虫害识别和预测、土壤墒情和地表蒸散发等（周亮等，2019；金楷仑和郝璐，2020）；在林业方面，卫星遥感已被成功应用于林业病虫害监测（张凝等，2021）、林业资源监视与保护（Cheng 等，2015；童旭东，2016）、森林生物量估算等应用（申鑫等，2016）；在渔业方面，通过卫星遥感完成渔业监测、境外渔业监测、渔业水体水质富营养化监测等工作等。实现从原始影像数据获取、处理、信息提取、变化监测专题制图，到报告、

分析一站式全流程处理，进而掌握农林水产业变化情况（刘涵和宫鹏，2021）。

#### 4.6 其他应用

随着卫星遥感与人工智能技术的飞速发展，智能卫星遥感技术也被广泛应用于金融风险评估、军事侦察等领域。例如，在农业保险领域，遥感图像地块分割技术在辅助查勘定损方面取得了积极的成果（陈爱莲等，2020）；在金融决策方面，通过遥感数据分析不同作物的种植规模、生长趋势等情况，预测农作物产量，可以辅助金融机构在期货交易、信贷投放等决策上掌握信息主导权（冯文丽等，2021）；在军事侦察领域，卫星遥感是不可替代的信息获取手段，在战场环境全面感知、军事目标发现与定位、重大军事事件动态监测方面发挥了极其重要的作用（罗荣等，2020）。

### 5 智能卫星遥感前沿核心技术

实现基于新一代人工智能技术的卫星遥感是未来遥感领域的前沿挑战难题。基于前述两章关于人工智能技术及其在遥感上的应用的介绍，本章总结了基于新一代人工智能的卫星遥感未来亟待发展的几项前沿核心技术。

#### 5.1 遥感大数据知识快速挖掘技术

卫星遥感数据的种类和数据量飞速增长，卫星遥感和对地观测的广度和深度快速发展，然而卫星发射和遥感数据的采集只是遥感对地观测的第一步，如何高效地解译、分析和利用现有的和正在采集和获取的海量多源异构遥感大数据，将遥感大数据转化成知识是智能卫星遥感领域的前沿挑战和技术瓶颈（李德仁等，2014a，2019b；朱建章等，2016）。因此，亟待在机器学习前沿理论的基础上，突破新一代遥感大数据知识快速挖掘技术，深入挖掘遥感大数据深层特征，探索和发现数据间的内在联系、隐含信息、模式及知识，发展结构化、半结构化、非结构化要素间依赖知识的智能挖掘技术，发现不同要素间的时空格局变化、相互作用规律和耦合关系。在人工智能技术支持下实现卫星遥感的综合感知和智能分析，推动卫星遥感应用进入精准化、智能化时代（王桥，2021；Sagan 等，2020）。

遥感数据挖掘的主要技术手段既包括概率论、

聚类分析、模糊集、遗传算法、决策树等传统机器学习方法,也包括新一代统计学习基础理论、不确定性推理与决策、分布式学习与交互、隐私保护学习、小样本学习、深度强化学习、无监督学习、半监督学习、主动学习、自适应学习、自主学习、类脑学习等理论方法。为了实现知识的快速挖掘,需根据特定的需求综合选择相应的数据挖掘理论方法和工具,并通过不同人工智能技术的融合,提高数据挖掘的自动化程度和效率(李德仁等,2014b)。

## 5.2 多源遥感卫星协同感知技术

遥感卫星的发展呈现出从单星观测到多星组网观测的新趋势,如何通过多源遥感卫星协同感知,高效融合不同卫星获取的遥感数据,实现更全面、更准确、更高效的遥感对地观测是智能卫星遥感领域的前沿发展方向(张拯宁和安玉拴,2019;李军予等,2020)。

多源遥感卫星协同感知的核心内容包括多源卫星观测网的整体方案设计与多源卫星数据高效融合的理论方法。一方面,需要设计针对多源卫星组网协同感知的精准资源调度协作方案,满足不同类型、复杂度的协同观测任务;另一方面,需研究多源卫星数据相关性度量与信息融合理论方法,实现不同卫星数据的相互关联,并通过探索知识与数据双驱动的多源数据智能融合方法,综合利用不同遥感卫星获取的互补信息。为实现上述目标,亟待在群体智能结构理论与组织方法、群体智能激励机制与涌现机理、群体智能学习理论与方法、群体智能通用计算范式与模型等群体智能技术上取得突破。

## 5.3 跨模态多源遥感数据融合技术

可见光、多光谱、红外、高光谱、微波等多源异构遥感数据能够提供地物多层次、多角度、多维度和更为详尽的属性信息,为卫星遥感数据的精确识别与解译带来前所未有的机遇。但多源异构遥感数据结构复杂、特性各异、不确定性高,因此亟待突破跨模态多源遥感数据融合识别技术,进一步提升遥感图像识别与解译的精度(黄波和赵涌泉,2017;Liao等,2018;Gu等,2019;肖亮等,2020)。

跨模态多源遥感数据融合技术的突破需要以

地物目标的物理特性为基础,研究多源异构数据的统一表达模型;发现多源异构数据的内在关联规律,建立像素级、特征级、决策级的多源数据关联识别、理解与知识挖掘框架,实现可见光、多光谱、红外、高光谱、微波等不同类型遥感数据的联合表示与融合,从而提升遥感图像识别和解译性能;其最终目标是将跨模态多源数据融合技术与知识图谱构建与学习、知识演化与推理、智能描述与生成等技术相结合,开发跨模态多源遥感数据识别、理解、推理与预测系统。

## 5.4 遥感数据在轨智能处理技术

受中国境外地面站建设数量和星地链路数据传输率的限制,传统的“卫星数据下传+地面处理”的工作方式时效性低,难以满足军事目标侦察、重点区域态势变化、自然灾害快速监测等任务对高时效信息获取的需求。为实现中国对全球重点区域“关键信息即时可知”,迫切需要发展卫星遥感数据在轨智能处理技术(李德仁等,2021)。

遥感数据在轨智能处理的前沿研究方向包括在轨处理硬件系统与软件两方面。在硬件方面,亟待研制集成CPU、FPGA、GPU等异构计算单元于一体的高性能星载处理平台,并重点突破高能效、可重构的类脑计算芯片技术;在软件方面,发展网络蒸馏、稀疏共享的高能效、轻量化在轨处理算法,研发具有自主学习能力的高能效类脑神经网络架构是未来的发展方向。

## 5.5 人机混合增强智能遥感技术

近年来,卫星遥感的商业化和产业化应用飞速发展,人类与人工智能协同共进,即将进入一个大集成,大变革的时代(Li等,2019)。通过人机协同不仅可以更加高效的解决实际遥感应用问题,同时卫星遥感也为虚拟现实、数字孪生、遥感穿戴设备等新技术、新产品、新应用的研发提供了新思路(邹同元等,2019)。张继贤等(2021)提出“智能计算后台+智能引擎+人机交互前台”的人机协同智能提取方法技术框架,采用云架构、分布式存储计算等技术,构建人机协同智能提取云平台,集成人类知识与机器智能,利用人类视觉感知及认知决策技术进行判断验证,提升遥感信息提取自动化和智能化水平;高文等(2018)提出“数字视网膜”理念,借鉴人类视网



膜具有影像编码和特征编码功能, 构筑基于云计算的“城市大脑”和城市“慧眼”视觉感知网络, 实现城市大数据智能分析与探索。未来, 在人机协同共融的遥感信息理解与决策学习、直觉推理与因果模型、记忆与知识演化等理论发展的基础上, 如何将人与智能遥感系统紧密耦合, 相互协同工作, 并最终实现学习与思考接近或超过人类遥感专家智能水平的混合增强智能, 是人机混合增强遥感智能的前沿挑战。

## 6 结 语

新一代人工智能技术在遥感大数据处理与分析方面具有传统方法不可比拟的优势, 也是未来卫星遥感应用的关键支撑技术。本文概述了国内外卫星遥感技术的发展现状, 归纳总结了基于人工智能技术的卫星遥感在资源调查、环境监测、灾害监测、智慧城市、农林水产业自动化分析、金融风险评估和军事侦察等领域的应用情况, 并展望了未来智能卫星遥感领域的发展方向 and 前沿技术, 例如遥感大数据知识快速挖掘技术、多源遥感卫星协同感知技术、跨模态多源遥感数据融合技术、遥感数据在轨智能处理技术和人机混合增强智能遥感技术等。研究发现, 一方面, 随着人工智能技术的发展, 卫星遥感领域一些传统的难题有了新的解决方案。另一方面, 智能卫星遥感领域仍然面临诸多亟需解决的前沿挑战难题, 这类问题的解决不仅仅需要在人工智能技术上有所突破, 更重要的是依赖计算机、遥感、测绘等多个学科研究的深入交叉和融合。

## 参考文献 (References)

- Batty M. 2018. Artificial intelligence and smart cities. *Environment and Planning B: Urban Analytics and City Science*, 45(1): 3-6 [DOI: 10.1177/2399808317751169]
- Bo Q, Li X L, Tao D C and Lu X Q. 2016. Deep semantic understanding of high resolution remote sensing image//2016 International Conference on Computer, Information and Telecommunication Systems (CITS). Kunming: IEEE: 1-5 [DOI: 10.1109/CITS.2016.7546397]
- Boualleg Y, Farah M and Farah I R. 2019. Remote sensing scene classification using convolutional features and deep forest classifier. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(12): 1944-1948 [DOI: 10.1109/LGRS.2019.2911855]
- Cao H Y, Liu F Q, Zhao C G and Dai J. 2021. The study of high resolution stereo mapping satellite. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(7): 1400-1410 (曹海翊, 刘付强, 赵晨光, 戴君. 2021. 高分辨率立体测绘卫星技术研究. 遥感学报, 25(7): 1400-1410) [DOI: 10.11834/jrs.20210411]
- Chen A L, Li J Y, Zhang S J, Zhu Y X, Zhao S J, Sun W, Zhang Q. 2020. Application of satellite remote sensing yield estimation technology in regional revenue protection crop insurance: a case of soybean. *Smart Agriculture*, 2(3): 139-152 (陈爱莲, 李家裕, 张圣军, 朱玉霞, 赵思健, 孙伟, 张峭. 2020. 卫星遥感估产技术在大豆区域收入保险中的应用. 智慧农业, 2(3): 139-152) [DOI: 10.12133/j.smartag.2020.2.3.202006-SA002]
- Chen H R X, Wu C, Du B, Zhang L P and Wang L. 2020a. Change detection in multisource VHR images via deep Siamese convolutional multiple-layers recurrent neural network. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(4): 2848-2864 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2956756]
- Chen K Y, Chen H X, Zhou C L, Huang Y C, Qi X Y, Shen R Q, Liu F R, Zuo M, Zou X Y, Wang J F, Zhang Y, Chen D, Chen X G, Deng Y F and Ren H Q. 2020b. Comparative analysis of surface water quality prediction performance and identification of key water parameters using different machine learning models based on big data. *Water Research*, 171: 115454 [DOI: 10.1016/watres.2019.115454]
- Chen L, Liu K H, Zhou B D, Li Q Q. 2021. Key technologies of multi-agent collaborative high definition map construction. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 50(11): 1447-1456 (陈龙, 刘坤华, 周宝定, 李清泉. 2021. 多智能体协同高精地图构建关键技术研究. 测绘学报, 50(11): 1447-1456) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2021.20210259]
- Chen Q, Yu R H, Hao Y L, Wu L H, Zhang W X, Zhang Q and Bu X N. 2018. A new method for mapping aquatic vegetation especially underwater vegetation in Lake Ulansuhai using GF-1 satellite data. *Remote Sensing*, 10(8): 1279 [DOI: 3390/rs10081279]
- Chen R, Guo X Y, Du J and Hu X. 2020. Monitoring of disturbance on ecological environment caused by earthquake and post-disaster reconstruction at Heye Village area of Jiuzhaigou using the high-resolution remote sensing imageries. *Quaternary Sciences*, 2020, 40(5): 1350-1358 (陈润, 郭忻怡, 杜杰, 胡晓. 2020. 地震地质灾害及灾后重建对九寨沟荷叶寨区域生态环境扰动的遥感监测. 第四纪研究, 40(5): 1350-1358) [DOI: 10.11928/j.issn.1001-7410.2020.05.22]
- Chen R Z, Wang L, Li D R, Chen L and Fu W J. 2019. A survey on the fusion of the navigation and the remote sensing techniques. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 48(12): 1507-1522 (陈锐志, 王磊, 李德仁, 陈亮, 付文举. 2019. 导航与遥感技术融合综述. 测绘学报, 48(12): 1507-1522) [DOI: 10.11947/j. AGCS.2019.20190446]
- Chen Z X, Hao P Y, Liu J, An M and Han B. 2019. Technical demands for agricultural remote sensing satellites in China. *Smart Agriculture*, 1(1): 32-42 (陈仲新, 郝鹏宇, 刘佳, 安萌, 韩波. 2019. 农业遥感卫星发展现状及中国监测需求分析. 智慧农业, 1(1): 32-42) [DOI: 10.12133/j.smartag.2019.1.1.201901-SA003]

- Cheng G, Han J W, Guo L, Liu Z B, Bu S H and Ren J C. 2015. Effective and efficient midlevel visual elements-oriented land-use classification using VHR remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(8): 4238-4249 [DOI: 10.1109/TGRS.2015.2393857]
- Cheng G, Han J W, Zhou P C and Xu D. 2019. Learning rotation-invariant and fisher discriminative convolutional neural networks for object detection. *IEEE Transactions on Image Processing*, 28(1): 265-278 [DOI: 10.1109/TIP.2018.2867198]
- Cheng G, Si Y J, Hong H L, Yao X W and Guo L. 2021. Cross-scale feature fusion for object detection in optical remote sensing images. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 18(3): 431-435 [DOI: 10.1109/LGRS.2020.2975541]
- Cheng G, Yang C Y, Yao X W, Guo L and Han J W. 2018. When deep learning meets metric learning: remote sensing image scene classification via learning discriminative CNNs. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(5): 2811-2821 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2783902]
- Darwish N, Kaiser M, Koch M and Gaber A. 2021. Assessing the accuracy of ALOS/PALSAR-2 and Sentinel-1 radar images in estimating the land subsidence of coastal areas: a case study in Alexandria City, Egypt. *Remote Sensing*, 13(9): 1838 [DOI: 10.3390/RS13091838]
- Dembksi F, Wössner U, Letzgus M, Ruddat M and Yamu C. 2020. Urban digital twins for smart cities and citizens: the case study of Herrenberg, Germany. *Sustainability*, 12(6): 2307 [DOI: 10.3390/su12062307]
- Dian R W, Li S T, Sun B and Guo A J. 2021. Recent advances and new guidelines on hyperspectral and multispectral image fusion. *Information Fusion*, 69: 40-51 [DOI: 10.1016/j.inffus.2020.11.001]
- Dou M G, Chen J Y, Chen D, Chen X D, Deng Z, Zhang X G, Xu K and Wang J. 2014. Modeling and simulation for natural disaster contingency planning driven by high-resolution remote sensing images. *Future Generation Computer Systems*, 37: 367-377 [DOI: 10.1016/j.future.2013.12.018]
- Du P J, Liu S C and Tan K. 2012. Rapid monitoring of Japan earthquake-triggered tsunami disaster based on a fusion of multiple features derived from HJ small satellite images. *Science and Technology Review*, 30(4): 31-36 (杜培军, 柳思聪, 谭琨. 2012. 国产HJ小卫星遥感影像多特征融合用于日本海啸灾情快速监测. *科技导报*, 30(4): 31-36) [DOI: 10.3981/j.issn.1000-7857.2012.04.003]
- Du Z Q, Li Y, Zhang Y T, Tan Y Q and Zhao W H. 2020. Knowledge graph construction method on natural disaster emergency. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 45(9): 1344-1355 (杜志强, 李钰, 张叶廷, 谭玉琪, 赵文豪. 2020. 自然灾害应急知识图谱构建方法研究. *武汉大学学报(信息科学版)*, 45(9): 1344-1355) [DOI: 10.13203/j.whugis20200047]
- Duan P H, Ghamisi P, Kang X D, Rasti B, Li S T and Gloaguen R. 2021. Fusion of dual spatial information for hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 59(9): 7726-7738 [DOI: 10.1109/tgrs.2020.3031928]
- Duan P H, Lai J B, Kang J, Kang X D, Ghamisi P and Li S T. 2020. Texture-aware total variation-based removal of sun glint in hyperspectral images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 166: 359-372 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.06.009]
- Fan Y D, Wu W, Wang W, Liu M and Wen Q. 2016. Research progress of disaster remote sensing in China. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 1170-1184 (范一大, 吴玮, 王薇, 刘明, 温奇. 2016. 中国灾害遥感研究进展. *遥感学报*, 20(5): 1170-1184) [DOI: 10.11834/jrs.20166171]
- Feng W L, Zheng H Y. 2021. Analysis on Application of Remote Sensing Technology in Agricultural Insurance. *Rural finance research*, 7:3-8 (冯文丽, 郑昊宇. 2021. 遥感技术在农业保险领域中的应用分析. *农村金融研究*, 7:3-8) [DOI: 10.16127/j.cnki.issn1003-1812.2021.07.001]
- Feng X X, Han J W, Yao X W and Cheng G. 2020a. Progressive contextual instance refinement for weakly supervised object detection in remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(11): 8002-8012 [DOI: 10.1109/TGRS.2020.2985989]
- Feng Y, Liu S C and Tang L Y. 2020b. Automatic extraction and change monitoring of fire disaster event based on high-resolution nighttime light remote sensing images//*Proceedings Volume 11533, Image and Signal Processing for Remote Sensing XXVI*. Edinburgh: SPIE: 57-65 [DOI: 10.1117/12.2575804]
- Gao L R, Gu D X, Zhuang L N, Ren J C, Yang D and Zhang B. 2020. Combining t-distributed stochastic neighbor embedding with convolutional neural networks for hyperspectral image classification. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 17(8): 1368-1372 [DOI: 10.1109/LGRS.2019.2945122]
- Gao L R, Sun X, Luo W F, Tang M F and Zhang B. 2018. Swarm intelligence algorithms for spectral unmixing in hyperspectral image. *Journal of Nanjing University of Information Science and Technology (Natural Science Edition)*, 10(1): 81-91 (高连如, 孙旭, 罗文斐, 唐茂峰, 张兵. 2018. 高光谱遥感图像混合像元分解的群智能算法. *南京信息工程大学学报(自然科学版)*, 10(1): 81-91) [DOI: 10.13878/j.cnki.jnuist.2018.01.008]
- Gao W, Tian Y H and Wang J. 2018. Digital retina: revolutionizing camera systems for the smart city. *Scientia Sinica Informationis*, 48(8): 1076-1082 (高文, 田永鸿, 王坚. 2021. 数字视网膜: 智慧城市系统演进的关键环节. *中国科学: 信息科学*, 48(8): 1076-1082) [DOI: 10.1360/N112018-00025]
- Gao Y N, Li Q, Wang S S and Gao J F. 2018. Adaptive neural network based on segmented particle swarm optimization for remote-sensing estimations of vegetation biomass. *Remote Sensing of Environment*, 211: 248-260 [DOI: 10.1016/j.rse.2018.04.026]
- Ghaffarian S, Valente J, van der Voort M and Tekinerdogan B. 2021. Effect of attention mechanism in deep learning-based remote sensing image processing: a systematic literature review. *Remote Sensing*, 13(15): 2965 [DOI: 10.3390/rs13152965]
- Gong J Y and Zhong Y F. 2016. Survey of intelligent optical remote sensing image processing. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 733-

- 747 (龚健雅, 钟燕飞. 2016. 光学遥感影像智能化处理研究进展. 遥感学报, 20(5): 733-747) [DOI: 10.11834/jrs.20166205]
- Gong J Y. 2018. Chances and challenges for development of surveying and remote sensing in the age of artificial intelligence. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 43(12): 1788-1796 (龚健雅. 2018. 人工智能时代测绘遥感技术的发展机遇与挑战. 武汉大学学报(信息科学版), 43(12): 1788-1796) [DOI: 10.13203/j.whugis.20180082]
- Gong P, Liu H, Zhang M N, Li C C, Wang J, Huang H B, Clinton N, Ji L Y, Li W Y, Bai Y Q, Chen B, Xu B, Zhu Z L, Yuan C, Suen H P, Guo J, Xu N, Li W J, Zhao Y Y, Yang J, Yu C Q, Wang X, Fu H H, Yu L, Dronova I, Hui F M, Cheng X, Shi X L, Xiao F J, Liu Q F and Song L C. 2019. Stable classification with limited sample: transferring a 30-m resolution sample set collected in 2015 to mapping 10-m resolution global land cover in 2017. *Science Bulletin*, 64(6): 370-373 [DOI: 10.1016/J.SCIB.2019.03.002]
- Gong P, Zhang H, Zhang H Y, Liang L and Wang L. 2011. Mapping tsunami damaged area caused by the magnitude 9.0 Japan earthquake using China's HJ-1 satellite imagery. *Journal of Remote Sensing*, 15(4): 863-868 (宫鹏, 张晗, 张海英, 等. 2011. 用中国环境减灾卫星1号数据评估日本仙台9.0级大地震引发海啸淹没区. 遥感学报, 2011, 15(4): 863-868) [DOI: 10.11834/jrs.20110416]
- Gu X F and Tong X D. 2015. Overview of China earth observation satellite programs [space agencies]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 3(3): 113-129 [DOI: 10.1109/MGRS.2015.2467172]
- Gu Y F, Liu T Z and Li J. 2019. Superpixel tensor model for spatial-spectral classification of remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(7): 4705-4719 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2892516]
- Gu Y F, Liu T Z, Gao G M, Ren G B, Ma Y, Chanussot J and Jia X P. 2021. Multimodal hyperspectral remote sensing: an overview and perspective. *Science China Information Sciences*, 64(2): 121301 [DOI: 10.1007/s11432-020-3084-1]
- Guan Z F, Cheng X, Liu Y, Qu Y T and Li T. 2021. Extracting icebergs freeboard from the shadows in Landsat-8 panchromatic images. *Journal of Remote Sensing*, 0 (关真富, 程晓, 刘岩, 璩榆桐, 李腾. 2021. 基于Landsat-8 全色影像阴影的冰山出水高度提取. 遥感学报, 0) [DOI: 10.11834/jrs.20219383]
- Guo H D, Fu W X and Liu G. 2019. Chinese earth observation satellites//Guo H D, Fu W X and Liu G, eds. *Scientific Satellite and Moon-Based Earth Observation for Global Change*. Singapore: Springer: 189-243 [DOI: 10.1007/978-981-13-8031-0\_6]
- Guo H D, Wang L Z and Liang D. 2016. Big Earth Data from space: a new engine for Earth science. *Science Bulletin*, 61(7): 505-513 [DOI: 10.1007/s11434-016-1041-y]
- Hu Y, Li X D, Gu Y F and Jacob M. 2020. Hyperspectral image recovery using nonconvex sparsity and low-rank regularizations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(1): 532-545 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2937901]
- Huang B and Zhao Y Q. 2017. Research status and prospect of spatio-temporal fusion of multi-source satellite remote sensing imagery. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 46(10): 1492-1499 (黄波, 赵涌泉. 2017. 多源卫星遥感影像时空融合研究的现状及展望. 测绘学报, 46(10): 1492-1499) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2017.20170376]
- Jin K L and Hao L. 2020. Evapotranspiration estimation in the Jiangsu-Zhejiang-Shanghai Area based on remote sensing data and SEBAL model. *Remote Sensing for Land and Resources*, 32(2): 204-212 (金楷仑, 郝璐. 2020. 基于遥感数据与SEBAL模型的江浙沪地区地表蒸散反演. 国土资源遥感, 32(2): 204-212) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2020.02.26]
- Jin X L, Li Z H, Feng H K, Ren Z B and Li S K. 2020. Deep neural network algorithm for estimating maize biomass based on simulated Sentinel 2A vegetation indices and leaf area index. *The Crop Journal*, 8(1): 87-97 [DOI: 10.1016/j.cj.2019.06.005]
- Kaku K. 2019. Satellite remote sensing for disaster management support: a holistic and staged approach based on case studies in Sentinel Asia. *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 33: 417-432 [DOI: 10.1016/j.ijdr.2018.09.015]
- Kang X D, Li S T and Benediktsson J A. 2014. Feature extraction of hyperspectral images with image fusion and recursive filtering. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 52(6): 3742-3752 [DOI: 10.1109/TGRS.2013.2275613]
- Kang X D, Li S T, Fang L Y and Benediktsson J A. 2015. Intrinsic image decomposition for feature extraction of hyperspectral images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 53(4): 2241-2253 [DOI: 10.1109/TGRS.2014.2358615]
- Kang X D, Xiang X L, Li S T and Benediktsson J A. 2017. PCA-based edge-preserving features for hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 55(12): 7140-7151 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2743102]
- Kattenborn T, Leitloff J, Schiefer F and Hinz S. 2021. Review on Convolutional Neural Networks (CNN) in vegetation remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 173: 24-49 [DOI: 10.1016/J.ISPRSJPRS.2020.12.010]
- Kleynhans T, Montanaro M, Gerace A and Kanan C. 2017. Predicting top-of-atmosphere thermal radiance using MERRA-2 atmospheric data with deep learning. *Remote Sensing*, 9(11): 1133 [DOI: 103390/rs9111133]
- Lary D J, Alavi A H, Gandomi A H, Walker A L. 2016. Machine learning in geosciences and remote sensing. *Geoscience frontiers*, 7(1): 3-10 [DOI: 10.1016/j.gsf.2015.07.003]
- Li D R, Ding L and Shao Z F. 2021. Application-oriented real-time remote sensing service technology. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 15-24 (李德仁, 丁霖, 邵振峰. 2021. 面向实时应用的遥感服务技术. 遥感学报, 25(1): 15-24) [DOI: 10.11834/jrs.20210260]
- Li D R, Yao Y and Shao Z F. 2014a. Big data in smart city. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 39(6): 631-640 (李德仁, 姚远, 邵振峰. 2014a. 智慧城市中的大数据. 武汉大学学报(信息科学版), 39(6): 631-640) [DOI: 10.13203/j.whu-

- gis20140135]
- Li D R, Zhang L P and Xia G S. 2014b. Automatic analysis and mining of remote sensing big data. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 43(12): 1211-1216 (李德仁, 张良培, 夏桂松. 2014b. 遥感大数据自动分析与数据挖掘. *测绘学报*, 43(12): 1211-1216 [DOI: 10.13485/j.cnki.11-2089.2014.0187])
- Li D R. 2019a. How to realize intelligent service of spatial information in 5G era. *Scientific Chinese*, (19): 44-45 (李德仁. 2019a. 5G时代空间信息如何实现智能服务. *科学中国人*, (19): 44-45)
- Li D R. 2019b. The intelligent processing and service of spatiotemporal big data. *Journal of Geo-Information Science*, 21(12): 1825-1831 (李德仁. 2019b. 论时空大数据的智能处理与服务. *地球信息科学学报*, 21(12): 1825-1831 [DOI: 10.12082/dqxxkx.2019.190694])
- Li F G, Li E Z, Samat A, Zhang L P, Liu W and Hu J S. 2020. Estimation of large-scale impervious surface percentage by fusion of multi-source time series remote sensing data. *Journal of Remote Sensing*, 24(10):1243-1254 (李方刚, 李二珠, 阿里木·赛买提, 张连蓬, 刘伟, 胡晋山. 2020. 融合多源时序遥感数据大尺度不透水面覆盖率估算. *遥感学报*, 24(10): 1243-1254 [DOI: 10.11834/jrs.20209450])
- Li J Y, Yan G R, Li Z G and Bai Z G. 2020. Research on technology development of the intelligent remote sensing satellites system. *Spacecraft Recovery and Remote Sensing*, 41(6): 34-44 (李军予, 闫国瑞, 李志刚, 白照广. 2020. 智能遥感星群技术发展研究. *航天返回与遥感*, 41(6): 34-44 [DOI: 10.3969/j.issn.1009-8518.2020.06.004])
- Li J, Huang X, Gong J. 2019. Deep neural network for remote-sensing image interpretation: status and perspectives. *National Science Review*, 6(6): 1082-1086 [DOI:10.1093/nsr/nwz058]
- Li K, Cheng G, Bu S H and You X. 2018a. Rotation-insensitive and context-augmented object detection in remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 56(4): 2337-2348 [DOI: 10.1109/TGRS.2017.2778300]
- Li K, Wan G, Cheng G, Meng L Q and Han J W. 2020a. 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 S T, Dian R, Fang L Y and Bioucas-Dias J M. 2018b. Fusing hyperspectral and multispectral images via coupled sparse tensor factorization. *IEEE Transactions on Image Processing*, 27(8): 4118-4130 [DOI: 10.1109/TIP.2018.2836307]
- Li S T, Li C Y and Kang X D. 2021. Development status and future prospects of multi-source remote sensing image fusion. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 148-166 (李树涛, 李聪好, 康旭东. 2021. 多源遥感图像融合发展现状与未来展望. *遥感学报*, 25(1): 148-166 [DOI: 10.11834/jrs.20210259])
- Li T W, Shen H F, Yuan Q Q, Zhang X C and Zhang L P. 2017. Estimating ground-level PM<sub>2.5</sub> by fusing satellite and station observations a geo-intelligent deep learning approach *Geophysical Research Letters*, 44(23): 11985-11993 [DOI: 10.1002/2017GL075710]
- Li W L, Zhu J, Zhu X L, Fu L, Zhang Y H, Hu Y, He Q L and Huang P C. 2019. A exploratory analysis method of VR scene in landslide based on UAV remote sensing data. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 44(7): 1065-1072 (李维炼, 朱军, 朱秀丽, 付林, 张昀昊, 胡亚, 何秋玲, 黄鹏诚. 2019. 无人机遥感数据支持下滑坡VR场景探索分析方法. *武汉大学学报(信息科学版)*, 44(7): 1065-1072 [DOI: 10.13203/j.whugis20190047])
- Li X, Zhu J, Yin X D, Yao J C, Huang J L and Li M T. 2019. Mapping construction land of Guangzhou based on Luojia No. 1 nightlight data. *Journal of Geo-Information Science*, 21(11): 1802-1810 (李翔, 朱江, 尹向东, 姚江春, 黄嘉玲, 李密滔. 2019. 基于珞珈一号夜间灯光数据的广州市建设用地识别. *地球信息科学学报*, 21(11): 1802-1810 [DOI: 10.12082/dqxxkx.2019.190041])
- Liao W Z, Coillie F V, Gao L R, Li L W, Zhang B and Chanussot J. 2018. Deep learning for fusion of APEX hyperspectral and full-waveform LiDAR Remote sensing data for tree species mapping. *IEEE Access*, 6: 68716-68729 [DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2880083]
- Liao X H. 2020. Advance of geographic sciences and new technology applications. *Progress in Geography*, 39(5): 709-715 (廖小罕. 2020. 地理科学发展与新技术应用. *地理科学进展*, 39(5): 709-715 [DOI: 10.18306/dkxjz.2020.05001])
- Liao X H. 2021. Scientific and technological progress and development prospect of the earth observation in China in the past 20 years. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 267-275 (廖小罕. 2021. 中国对地观测20年科技进步和发展. *遥感学报*, 25(1): 267-275 [DOI: 10.11834/jrs.20211017])
- Lin H, Chen M, Lu G N, Zhu Q, Gong J H, You X, Wen Y N, Xu B L and Hu M Y. 2013. Virtual Geographic Environments (VGEs): a new generation of geographic analysis tool. *Earth-Science Reviews*, 126: 74-84 [DOI: 10.1016/j.earscirev.2013.08.001]
- Liu H and Gong P. 2021. 21st century daily seamless data cube reconstruction and seasonal to annual land cover and land use dynamics mapping-iMap (China) 1.0. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 126-147 (刘涵, 宫鹏. 2021. 21世纪逐日无缝数据立方体构建方法及逐年逐季节土地覆盖和土地利用动态制图—中国智慧遥感制图 iMap (China) 1.0. *遥感学报*, 25(1): 126-147 [DOI: 10.11834/jrs.20210580])
- Liu J. 2021. Performance of cloud fraction of three satellite cloud climate data records over the Tibetan Plateau. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(7): 1445-1459 (刘健. 2021. 三种卫星云量数据在青藏高原地区的比对分析. *遥感学报*, 25(7): 1445-1459 [DOI: 10.11834/jrs.20219262])
- 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. 2017a. 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 S C, Chi M M, Zou Y X, Samat A, Benediktsson J A and Plaza A.

- 2017b. Oil spill detection via multitemporal optical remote sensing images: a change detection perspective. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 14(3): 324-328 [DOI: 10.1109/LGRS.2016.2639540]
- S C, Zheng Y J, Du Q, Samat A, Tong X H and Dalponte M. 2021a. A novel feature fusion approach for VHR remote sensing image classification. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 464-473 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.3041868]
- Liu X J, Zhao C Y, Zhang Q, Lu Z, Li Z H, Yang C S, Zhu W, Liu-Zeng J, Chen L Q and Liu C J. 2021b. Integration of Sentinel-1 and ALOS/PALSAR-2 SAR datasets for mapping active landslides along the Jinsha River corridor, China. *Engineering Geology*, 284: 106033 [DOI: 10.1016/j.enggeo.2021.106033]
- Lu N M, Zheng W, Wang X, Gao L, Liu Q H, Wu S L, Jiang J Y, Gu S Y and Fang X. 2017. Overview of meteorological satellite and its data application in weather analysis, climate and environment disaster monitoring. *Journal of Marine Meteorology*, 37(1): 20-30 (卢乃锰, 郑伟, 王新, 高玲, 刘清华, 武胜利, 蒋建莹, 谷松岩, 方翔. 2017. 气象卫星及其产品在天气气候分析和环境灾害监测中的应用概述. *海洋气象学报*, 37(1): 20-30 [DOI: 10.19513/j.cnki.issn2096-3599.2017.01.003])
- Lu X Q, Sun H and Zheng X T. 2019. A feature aggregation convolutional neural network for remote sensing scene classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(10): 7894-7906 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2917161]
- Lu X Q, Wang B Q and Zheng X T. 2020. Sound active attention framework for remote sensing image captioning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(3): 1985-2000 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2951636]
- Luo R, Wang L, Xiao Y J, He Y and Zhao D F. 2020. Application of deep learning technology in military field. *Command Control and Simulation*, 42(1): 1-5 (罗荣, 王亮, 肖玉杰, 何翼, 赵东峰. 2020. 深度学习技术在军事领域应用. *指挥控制与仿真*, 42(1): 1-5) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-3819.2020.01.001]
- Ma D A, Tang P and Zhao L J. 2019a. SiftingGAN: generating and sifting labeled samples to improve the remote sensing image scene classification baseline *in vitro*. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 16(7): 1046-1050 [DOI: 10.1109/LGRS.2018.2890413]
- Ma L, Liu Y, Zhang X L, Ye Y X, Yin G F and Johnson B A. 2019b. 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]
- Misra N N, Dixit Y, Al-Mallahi A, Bhullar M, Upadhyay R, Martynenko A I. 2022. IoT, Big Data, and Artificial Intelligence in Agriculture and Food Industry. *IEEE Internet of Things Journal*, 9(9): 6305-6324 [DOI: 10.1109/JIOT.2020.2998584]
- Mou L C, Bruzzone L and Zhu X X. 2019. Learning spectral-spatial-temporal features via a recurrent convolutional neural network for change detection in multispectral imagery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(2): 924-935 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2863224]
- Ning X G, Chang W T, Wang H, Zhang H C and Zhu Q D. 2022. Extraction of marsh wetland in Heilongjiang Basin based on GEE and multi-source remote sensing data. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(2): 386-396 (宁晓刚, 常文涛, 王浩, 张翰超, 朱乾德. 2022. 联合GEE与多源遥感数据的黑龙江流域沼泽湿地信息提取. *遥感学报*, 26(2): 386-396) [DOI: 10.11834/jrs.20200033]
- Peterson K T, Sagan V and Sloan J J. 2020. Deep learning-based water quality estimation and anomaly detection using Landsat-8/Sentinel-2 virtual constellation and cloud computing. *GIScience and Remote Sensing*, 57(4): 510-525 [DOI: 10.1080/15481603.2020.1738061]
- Ran Q, Yu H Y, Gao L R, Li W and Zhang B. 2018. Superpixel and subspace projection-based support vector machines for hyperspectral image classification. *Journal of Image and Graphics*, 23(1): 95-105 (冉琼, 于浩洋, 高连如, 李伟, 张兵. 2018. 结合超像素和子空间投影支持向量机的高光谱图像分类. *中国图象图形学报*, 23(1): 95-105) [DOI: 10.11834/jig.170201]
- Sagan V, Peterson K T, Maimaitjiang M, Sidike P, Sloan J, Greeling B A, Maalouf S and Adams C. 2020. Monitoring inland water quality using remote sensing: potential and limitations of spectral indices, bio-optical simulations, machine learning, and cloud computing. *Earth-Science Reviews*, 205: 103187 [DOI: 10.1016/j.earscirev.2020.103187]
- Schmidhuber J. 2015. Deep learning in neural networks: An overview. *Neural networks*, 61:85-117 [DOI:10.1016/j.neunet.2014.09.003]
- Shen X, Cao L and She G H. 2016. Subtropical forest biomass estimation based on hyperspectral and high-resolution remotely sensed data. *Journal of Remote Sensing*, 20(6): 1446-1460 (申鑫, 曹林, 余光辉. 2016. 高光谱与高空间分辨率遥感数据的亚热带森林生物量反演. *遥感学报*, 20(6): 1446-1460)
- Shi K Q, Zou B, Chen S G, Xue C, Shi L J and Zhang T L. 2021. Remote sensing inversion of sea ice concentration by a middle-resolution imaging spectrometer. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(3): 753-764 (史凯琦, 邹斌, 陈树果, 薛程, 石立坚, 张亭禄. 2021. 中分辨率成像光谱仪的海冰密集度遥感反演. *遥感学报*, 25(3): 753-764) [DOI: 10.11834/jrs.20210039]
- State Council of the PRC. 2017. New generation artificial intelligence development plan. [http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content\\_5211996.htm](http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm) (国务院. 2017. 新一代人工智能发展规划. 中国政府网, [2021.08.16]. [http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content\\_5211996.htm](http://www.gov.cn/zhengce/content/2017-07/20/content_5211996.htm))
- Sun W W, Yang G, Chen C, Chang M H, Huang K, Meng X Z and Liu L Y. 2020. Development status and literature analysis of China's earth observation remote sensing satellites. *Journal of Remote Sensing (Chinese)*, 24(5): 479-510 (孙伟伟, 杨刚, 陈超, 常明会, 黄可, 孟祥珍, 刘良云. 2020. 中国地球观测遥感卫星发展现状及文献分析. *遥感学报*, 24(5): 479-510) [DOI: 10.11834/jrs.20209464]
- Sun Z N, He R, Wang L, Kan M N, Feng J J, Zheng F, Zheng W S,

- Zuo W M, Kang W X, Deng W H, Zhang J, Han H, Shan S G, Wang Y L, Ru Y W, Zhu Y H, Liu Y F and He Y. 2021. Overview of biometrics research. *Journal of Image and Graphics*, 26(6): 1254-1329 (孙哲南, 赫然, 王亮, 阚美娜, 冯建江, 郑方, 郑伟诗, 左旺孟, 康文雄, 邓伟洪, 张杰, 韩晓, 山世光, 王云龙, 茹一伟, 朱宇豪, 刘云帆, 何勇. 2021. 生物特征识别学科发展报告. *中国图象图形学报*, 26(6): 1254-1329) [DOI: 10.11834/jig.210078]
- Tang S F, Tian Q J, Xu K J, Xu N X and Yue J B. 2020. Age information retrieval of *Larix gmelinii* forest using Sentinel-2 data. *Journal of Remote Sensing*, 24(12): 1511-1524 (唐少飞, 田庆久, 徐凯健, 徐念旭, 岳继博. 2020. Sentinel-2 卫星落叶松林龄信息反演. *遥感学报*, 24(12): 1511-1524) [DOI: 10.11834/jrs.20208500]
- Tong Q X. 2021. Going along with the progress of remote sensing: for the 25th anniversary of the renaming of *National Remote Sensing Bulletin*. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 1-12 (童庆禧. 2021. 与遥感发展同行——纪念《遥感学报》更名25周年. *遥感学报*, 25(1): 1-12) [DOI: 10.11834/jrs.20211031]
- Tong X D. 2016. Development of China high-resolution earth observation system. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 775-780 (童旭东. 2016. 中国高分辨率对地观测系统重大专项建设进展. *遥感学报*, 20(5): 775-780) [DOI: 10.11834/jrs.20166302]
- Tong X H, Pan H Y, Liu S C, Li B B, Luo X, Xie H and Xu X. 2020. A novel approach for hyperspectral change detection based on uncertain area analysis and improved transfer learning. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13: 2056-2069 [DOI: 10.1109/JSTARS.2020.2990481]
- Vogt M. 2018. An overview of deep learning techniques. *at - Automatisierungstechnik*, 66(9):690-703 [DOI:10.1515/auto-2018-0076]
- Wang B Q, Zheng X T, Qu B and Lu X Q. 2020. Retrieval topic recurrent memory network for remote sensing image captioning. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 13: 256-270 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2959208]
- Wang F, Guo Q and Ge X Q. 2021. Pan-sharpening by deep recursive residual network. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(6): 1244-1256 (王芬, 郭擎, 葛小青. 2021. 深度递归残差网络的遥感图像空谱融合. *遥感学报*, 25(6): 1244-1256) [DOI: 10.11834/jrs.20219250]
- Wang Q and Liu S H. 2016. Research and implementation of national environmental remote sensing monitoring system. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 1161-1169 (王桥, 刘思含. 2016. 国家环境遥感监测体系研究与实现. *遥感学报*, 20(5): 1161-1169) [DOI: 10.11834/jrs.20166201]
- Wang Q, Liu S T, Chanussot J and Li X L. 2019. Scene classification with recurrent attention of VHR remote sensing images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 57(2): 1155-1167 [DOI: 10.1109/TGRS.2018.2864987]
- Wang Q. 2021. Progress of environmental remote sensing monitoring technology in China and some related frontier issues. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 25-36 (王桥. 2021. 中国环境遥感监测技术进展及若干前沿问题. *遥感学报*, 25(1): 25-36) [DOI: 10.11834/jrs.20210572]
- Wang Y P, Li R, Hu J H, Wang X W, Kabeja C, Min Q L and Wang Y. 2021. Evaluations of MODIS and microwave based satellite evapotranspiration products under varied cloud conditions over East Asia forests. *Remote Sensing of Environment*, 264: 112606 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112606]
- Wen F P, Zhao W, Hu L, Xu H X and Cui Q. 2021. SMAP passive microwave soil moisture spatial downscaling based on optical remote sensing data: a case study in Shandian River basin. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(4): 962-973 (文凤平, 赵伟, 胡路, 徐红新, 崔倩. 2021. 耦合MODIS数据的SMAP被动微波土壤水分空间降尺度研究——以闪电河流域为例. *遥感学报*, 25(4): 962-973) [DOI: 10.11834/jrs.20219393]
- Wolanin A, Camps-Valls G, Gómez-Chova L, Mateo-García G, van der Tol C, Zhang Y G and Guanter L. 2019. Estimating crop primary productivity with Sentinel-2 and Landsat 8 using machine learning methods trained with radiative transfer simulations. *Remote Sensing of Environment*, 225: 441-457 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.03.002]
- Xia G S, Bai X, Ding J, Zhu Z, Belongie S, Luo J B, Datcu M, Pelillo M and Zhang L P. 2018. DOTA: a large-scale dataset for object detection in aerial images//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 3974-3983 [DOI: 10.1109/CVPR.2018.00418]
- Xiao A R, Wang Z Y, Wang L and Ren Y X. 2018. Super-resolution for "Jilin-1" satellite video imagery via a convolutional network. *Sensors*, 18(4): 1194 [DOI: 10.3390/s18041194]
- Xiao C J, Li Y, Zhang H Q and Chen J. 2020. Semantic segmentation of remote sensing image based on deep fusion networks and conditional random field. *Journal of Remote Sensing*, 24(3): 254-264 (肖春姣, 李宇, 张洪群, 陈俊. 2020. 深度融合网络结合条件随机场的遥感图像语义分割. *遥感学报*, 24(3): 254-264) [DOI: 10.11834/jrs.20208298]
- Xiao L, Liu P F and Li H. 2020. Progress and challenges in the fusion of multisource spatial-spectral remote sensing images. *Journal of Image and Graphics*, 25(5): 851-863 (肖亮, 刘鹏飞, 李恒. 2020. 多源空-谱遥感图像融合方法进展与挑战. *中国图象图形学报*, 25(5): 851-863) [DOI: 10.11834/jig.190620]
- Xu G H, Liu Q H, Chen L F and Liu L Y. 2016. Remote sensing for China's sustainable development: opportunities and challenges. *Journal of Remote Sensing*, 20(5): 679-688 (徐冠华, 柳钦火, 陈良富, 刘良云. 2016. 遥感与中国可持续发展: 机遇和挑战. *遥感学报*, 20(5): 679-688) [DOI: 10.11834/jrs.20166308]
- Xu W, Gong J Y and Wang M. 2014. Development, application, and prospects for Chinese land observation satellites. *Geo-Spatial Information Science*, 17(2): 102-109 [DOI: 10.1080/10095020.2014.917454]
- Xu Y M, Ho H C, Wong M S, Deng C B, Shi Y, Chan T C and Knudby A. 2018. Evaluation of machine learning techniques with multiple remote sensing datasets in estimating monthly concentrations of ground-level  $PM_{2.5}$ . *Environmental Pollution*, 242: 1417-1426 [DOI: 10.1016/j.epol.201808029]

- Xuan S Y, Li S Y, Han M F, Wan X and Xia G S. 2020. Object tracking in satellite videos by improved correlation filters with motion estimations. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 58(2): 1074-1086 [DOI: 10.1109/TGRS.2019.2943366]
- Yang H and Hang J. 2014. Diagnosis of oil spills in Shanghai coastal area based on multi-source satellite MODIS and HJ-1. *Marine Sciences*, 38(10): 90-97 (杨红, 杭君. 2014. 基于MODIS与HJ-1多源卫星的上海海域溢油事故诊断. *海洋科学*, 38(10): 90-97) [DOI: 10.11759/hyxx20131104002]
- Yao X W, Han J W, Cheng G, Qian X M and Guo L. 2016. Semantic annotation of high-resolution satellite images via weakly supervised learning. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 54(6): 3660-3671 [DOI: 10.1109/TGRS.2016.2523563]
- Ye Z, Kang J, Yao J, Song W P, Liu S C, Luo X, Xu Y S and Tong X H. 2020. Robust fine registration of multisensor remote sensing images based on enhanced subpixel phase correlation. *Sensors*, 20(15): 4338 [DOI: 10.3390/s20154338]
- Yin L Z, Zhu J, Li Y, Zeng C, Zhu Q, Qi H, Liu M W, Li W L, Cao Z Y, Yang W J and Zhang P C. 2017. A virtual geographic environment for debris flow risk analysis in residential areas. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 6(11): 377 [DOI: 10.3390/ijgi6110377]
- Yuan Q Q, Shen H F, Li T W, Li Z W, Li S W, Jiang Y, Xu H Z, Tan W W, Yang Q Q, Wang J W, Gao J H and Zhang L P. 2020. Deep learning in environmental remote sensing: achievements and challenges. *Remote Sensing of Environment*, 241: 111716 [DOI: 10.1016/j.rse.2020.111716]
- Zang N, Cao Y, Wang Y B, Huang B, Zhang L Q and Mathiopoulos P T. 2021. Land-use mapping for high-spatial resolution remote sensing image via deep learning: a review. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 14: 5372-5391 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3078631]
- Zhang B, Chen Z C, Peng D L, Benediktsson J A, Liu B, Zou L, Li J and Plaza A. 2019a. Remotely sensed big data: evolution in model development for information extraction [point of view]. *Proceedings of the IEEE*, 107(12): 2294-2301 [DOI: 10.1109/JPROC.2019.2948454]
- Zhang B, Zhu J and Su H. 2020. Toward the third generation of artificial intelligence. *Science in China (Information Sciences)*, 50(9): 1281-1302 (张钊, 朱军, 苏航. 2020. 迈向第三代人工智能. *中国科学(信息科学)*, 50(9): 1281-1302) [DOI: 10.1360/SSI-2020-0204]
- Zhang B. 2018. Remotely sensed big data era and intelligent information extraction. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 43(12): 1861-1871 (张兵. 2018. 遥感大数据时代与智能信息提取. *武汉大学学报(信息科学版)*, 43(12): 1861-1871) [DOI: 10.13203/j.whugis20180172]
- Zhang C, Sargent I, Pan X, Li H P, Gardiner A, Hare J and Atkinson P M. 2019b. Joint Deep Learning for land cover and land use classification. *Remote Sensing of Environment*, 221: 173-187 [DOI: 10.1016/J.RSE.2018.11.014]
- Zhang H Q, Liu X Y, Yang S and Li Y. 2017. Retrieval of remote sensing images based on semisupervised deep learning. *Journal of Remote Sensing*, 21(3): 406-414 (张洪群, 刘雪莹, 杨森, 李宇. 2017. 深度学习的半监督遥感图像检索. *遥感学报*, 21(3): 406-414) [DOI: 10.11834/jrs.201761051]
- Zhang J X, Li H T, Gu H Y, Zhang H, Yang Y, Tan X R, Li M and Shen J. 2021. Study on man-machine collaborative intelligent extraction for natural resource features. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 50(8): 1023-1032 (张继贤, 李海涛, 顾海燕, 张鹤, 杨懿, 谭相瑞, 李森, 沈晶. 2021. 人机协同的自然资源要素智能提取方法. *测绘学报*, 50(8): 1023-1032) [DOI: 10.11947/j.AGCS.2021.20210102]
- Zhang N, Yang G J, Zhao C J, Zhang J C, Yang X D, Pan Y C, Huang W J, Xu B, Li M, Zhu X C and Li Z H. 2021. Progress and prospects of hyperspectral remote sensing technology for crop diseases and pests. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 403-422 (张凝, 杨贵军, 赵春江, 张竞成, 杨小冬, 潘瑜春, 黄文江, 徐波, 李明, 朱西存, 李振海. 2021. 作物病虫害高光谱遥感进展与展望. *遥感学报*, 25(1): 403-422) [DOI: 10.11834/jrs.20210196]
- Zhang T, Xie S, Huang B, Fan J H, Chen J P and Tong L Q. 2021. Detection of active landslides in central Maoxian County using Sentinel-1 and ALOS-2 data. *Remote Sensing for Land and Resources*, 33(2): 213-219 (张腾, 谢帅, 黄波, 范景辉, 陈建平, 童立强. 2021. 利用Sentinel-1和ALOS-2数据探测茂县中部活动滑坡. *国土资源遥感*, 33(2): 213-219) [DOI: 10.6046/gtzyyg.2020206]
- Zhang X C, Li S Y, Zhou Q M and Sun Y. 2021. The rationale and innovative thinking of building Digital Twin City. *Science of Surveying and Mapping*, 46(3): 147-152, 168 (张新长, 李少英, 周启鸣, 孙颖. 2021. 建设数字孪生城市的逻辑与创新思考. *测绘科学*, 46(3): 147-152, 168) [DOI: 10.16251/j.cnki.1009-2307.2021.03.022]
- Zhang Y S, Wu L, Ren H Z, Deng L C and Zhang P C. 2020. Retrieval of water quality parameters from hyperspectral images using hybrid Bayesian probabilistic neural network. *Remote Sensing*, 12(10): 1567 [DOI: 10.3390/rs12101567]
- Zhang Z N and An Y S. 2019. Imagination of ocean application of multi-base cooperative multi-source fusion of sky, ground and sea. *Satellite Application*, (2): 24-29, 32-33 (张拯宁, 安玉拴. 2019. 天空地海多基协同多源融合的海洋应用设想. *卫星应用*, (2): 24-29, 32-33) [DOI: 10.3969/j.issn.1674-9030.2019.02.008]
- Zhao S, Blaabjerg F, Wang H. 2021. An Overview of Artificial Intelligence Applications for Power Electronics. *IEEE Transactions on Power Electronics*, 36(4): 4633-4658 [DOI: 10.1109/TPEL.2020.3024914]
- Zhao W B. 2019. Phase research and practice of upgrading earth observation from test application to system effectiveness in China. *Journal of Remote Sensing*, 23(6): 1036-1045 (赵文波. 2019. “中国高分”科技重大专项在对地观测发展历程中的阶段研究. *遥感学报*, 23(6): 1036-1045) [DOI: 10.11834/jrs.20199162]
- Zhao W D, Li S S, Li A, Zhang B and Chen J. 2021. Deep fusion of hyperspectral images and multi-source remote sensing data for clas-

- sification with convolutional neural network. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(7): 1489-1502 (赵伍迪, 李山山, 李安, 张兵, 陈俊. 2021. 结合深度学习的高光谱与多源遥感数据融合分类. *遥感学报*, 25(7): 1489-1502) [DOI: 10.11834/jrs.20219117]
- Zhao X Y, Tian B, Niu Y, Chen C P and Zhou Y X. 2022. Classification of coastal salt marsh based on Sentinel-1 time series backscattering characteristics: The case of the Yangtze River delta. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(4): 672-682 (赵欣怡, 田波, 牛莹, 陈春鹏, 周云轩. 2022. Sentinel-1 时序后向散射特征的海岸带盐沼植被分类——以长江口为例. *遥感学报*, 26(4): 672-682) [DOI: 10.11834/jrs.20229303]
- Zheng X T, Guan S P, Ren H G, Xu R L and Xiang B. 2021. Application of using knowledge graph to explore the knowledge pedigree of the environmental researches in Northeast land. *Journal of Geo-Information Science*, 23(6): 1002-1016 (郑翔天, 关思萍, 任红鸽, 徐容乐, 项波. 2021. 知识图谱在构建东北土地环境研究知识谱系中的应用. *地球信息科学学报*, 23(6): 1002-1016) [DOI: 10.12082/dqxxkx.2021.200431]
- Zheng Z G, Fu K, Xu C Y, Wu Z Y and Zhou C F. 2019. Remote sensing data user request merging technology. *Journal of National University of Defense Technology*, 41(2): 115-123 (郑忠刚, 付琨, 徐崇彦, 巫震宇, 周长飞. 2019. 遥感数据用户需求融合处理技术. *国防科技大学学报*, 41(2): 115-123) [DOI: 10.11887/j.cn.201902017]
- Zheng Z, Wang J F, Zou B, Gao Y H, Yang S Q and Wang Y Q. 2021. Initial assessment of burn severity using transfer learning model. *Journal of Remote Sensing*, 0 (郑忠, 王金凤, 邹滨, 高阳华, 杨世琦, 王永前. 2021. 应用迁移学习的林火烈度初始评估研究. *遥感学报*, 0) [DOI: 10.11834/jrs.20210156]
- Zhou K and Cao L. 2021. The status and prospects of remote sensing applications in precision silviculture. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 423-438 (周凯, 曹林. 2021. 遥感在森林精准培育中的应用现状与展望. *遥感学报*, 25(1): 423-438) [DOI: 10.11834/jrs.20210506]
- Zhou L, Mu H W, Ma H J and Chen G X. 2019. Remote sensing estimation on yield of winter wheat in North China based on convolutional neural network. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 35(15): 119-128 (周亮, 慕号伟, 马海蛟, 陈高星. 2019. 基于卷积神经网络的中国北方冬小麦遥感估产. *农业工程学报*, 35(15): 119-128) [DOI: 10.11975/j.issn.1002-6819.2019.15.016]
- Zhou P C, Cheng G, Yao X W and Han J W. 2021. Machine learning paradigms in high-resolution remote sensing image interpretation. *National Remote Sensing Bulletin*, 25(1): 182-197 (周培诚, 程塔, 姚西文, 韩军伟. 2021. 高分辨率遥感影像解译中的机器学习范式. *遥感学报*, 25(1): 182-197) [DOI: 10.11834/jrs.20210164]
- Zhou Z H. 2016. *Machine Learning*. Beijing: Tsinghua University Press. 10-13 (周志华. 2016. 机器学习. 北京: 清华大学出版社. 10-13)
- Zhu J F, Zhou Y, Wang S X, Wang L T, Liu W L, Li H T and Mei J J. 2019. Analysis of changes of Baiyangdian wetland from 1975 to 2018 based on remote sensing. *Journal of Remote Sensing*, 23(5): 971-986 (朱金峰, 周艺, 王世新, 王丽涛, 刘文亮, 李海涛, 梅建军. 2019. 1975年—2018年白洋淀湿地变化分析. *遥感学报*, 23(5): 971-986) [DOI: 10.11834/jrs.20198379]
- Zhu J Z, Shi Q, Chen F E, Shi X D, Dong Z M and Qin Q Q. 2016. Research status and development trends of remote sensing big data. *Journal of Image and Graphics*, 21(11): 1425-1439 (朱建章, 石强, 陈凤娥, 史晓丹, 董泽民, 秦前清. 2016. 遥感大数据研究现状与发展趋势. *中国图象图形学报*, 21(11): 1425-1439) [DOI: 10.11834/jig.20161102]
- Zou T Y, Ding H P, Wang W Z and Xiao Q. 2019. Discussion on artificial intelligence application of space-based remote sensing big data. *Satellite Application*, (6): 38-44 (邹同元, 丁火平, 王玮哲, 肖倩. 2019. 天基遥感大数据人工智能应用探讨. *卫星应用*, (6): 38-44) [DOI: 10.3969/j.issn.1674-9030.2019.06.012]

## A review of land observation satellite remote sensing application technology with new generation artificial intelligence

LAI Jibao<sup>1</sup>, KANG Xudong<sup>2</sup>, LU Xukun<sup>2</sup>, LI Shutao<sup>2</sup>

1. Earth Observation System and Data Center, China National Space Administration, Beijing 100101, China;

2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China

**Abstract:** With the rapid development of aerospace industry and remote sensing and the strong support from the government, various military and civilian commercial satellite systems have been developed. The establishment of a relatively complete satellite remote sensing data acquisition system injects new momentum for promoting high-quality development of economy and society. At the same time, the rapid development of artificial intelligence has greatly improved the intelligence and precision of data analysis and has brought new development opportunities for remote sensing big data analysis and application. In the context of the Internet era, combining advanced technologies, such as artificial intelligence, big data, Internet of Things, and 5G, is a general trend to promote the development of remote sensing applications



in the direction of intelligence, popularization, and industrialization.

Based on the current development status and actual needs of intelligent remote sensing technology for land observation satellites, first, this review briefly describes the development of earth observation satellite systems, such as GF and ZY satellites. Second, it classifies and introduces the development status and trends of artificial intelligence technology in the field of remote sensing. Furthermore, the application status of artificial intelligence-driven remote sensing technology in the fields of resource investigation, environmental monitoring, disaster monitoring, smart city, agriculture, forestry, and fishery automation analysis is discussed. Finally, by analyzing existing remote sensing technologies, the challenging problems and development trends of AI in remote sensing are concluded.

Different from previous reviews, the present study has two major contributions. On one hand, it carefully reviewed the development status of existing AI-based remote sensing methods. Although AI has been successfully and widely applied in remote sensing, its performance is still unsatisfactory and far behind the intelligence of remote sensing experts in many domains. To address this problem, further development of a new-generation AI and wider application of AI in remote sensing is the key to success. On the other hand, this work provides five typical and key future research directions of future AI-based remote sensing technologies. First, the rapid knowledge mining technology of remote sensing big data is studied, and the comprehensive perception and intelligent analysis of remote sensing are realized with the support of AI technology. Second, the collaborative sensing technology of observation network constructed by multiple remote sensing satellites is studied to achieve more comprehensive, more accurate, and more efficient earth observations. Third, cross-modal multisource remote sensing data fusion and recognition technology are investigated. By fusing multisource remote sensing data of different types, such as visible light, multispectral, infrared, hyperspectral, and microwave, the performance of remote sensing image recognition and interpretation is expected to be dramatically improved. Fourth, the on-orbit intelligent processing technology of remote sensing data, including on-orbit processing hardware and software systems, are examined. Lastly, the human-machine hybrid enhanced intelligent remote sensing technology is studied. In the future, humans and intelligent remote sensing systems are expected to be closely coupled and work together to form a stronger remote intelligent sensing ability.

**Key words:** satellite remote sensing, artificial intelligence, application services, remote sensing big data, data interpretation

**Supported by** National Natural Science Foundation of China (No. 61890962, 61871179, 61801178); The Fund of Key Laboratory of Visual Perception and Artificial Intelligence of Hunan Province (No. 2018TP1013); The Natural Science Foundation of Hunan Province (No. 2019JJ50036); The Fund of Science and Technology Program of Guangdong Province (No. 2018B010107001); The Fund of Huxiang Youth Talent Support Program (No. 2020RC3013)