

中国环境遥感监测技术进展及若干前沿问题

王桥

生态环境部卫星环境应用中心, 北京 100094

摘 要:新时期中国污染防治和生态文明建设的迫切需求催生了环境遥感监测技术的迅速发展, 20多年来, 中国环境遥感监测从无到有, 从弱到强, 逐渐进入到国家生态环境保护的主战场, 并成为国家环境管理决策不可或缺的重要技术手段, 发挥了关键性支撑作用。面对实行最严格的生态环境保护制度、科学治污、精准治污、依法治污的新形势和新要求, 中国环境遥感监测面临前所未有的机遇和挑战。本文首先以环境监测卫星建设和应用为主线, 回顾了中国环境遥感监测工作历程; 然后从典型关键技术研究概况入手, 总结了水环境遥感监测、大气环境监测、生态环境监测关键技术的进展; 最后, 结合高性能对地观测、大数据等先进技术的发展, 对后续环境卫星、生态环境问题遥感主动发现、环境遥感监测大数据、基于深度学习的环境遥感反演等前沿问题进行了探讨, 指出了中国环境遥感急需解决的问题和发展方向, 并对相关技术的发展和前景进行了分析和展望。可以看到, 在国家有关部门的高度重视和作者所带领团队及大量相关研究人员的共同努力下, 中国已初步建立了环境遥感监测技术体系, 并形成了业务化应用能力, 以高分辨率探测为核心的新一代环境监测卫星正在得到快速发展, 环境专用卫星载荷的技术性能将得到大幅提升, 同时, 环境遥感机理研究正得到进一步加强, 环境遥感监测的精度和效率将得到进一步提升, 中国环境遥感监测正在与人工智能、大数据等新技术加速融合, 从以数理建模为核心的模型驱动时代进入到以智能感知为特征的数据驱动时代, 由此将催生新的环境遥感应用场景和大数据产品不断涌现, 推动环境遥感监测向智能感知、智能预警、智能决策、智能服务的方向发展。

关键词: 生态环境遥感监测, 高性能环境卫星, 大数据, 深度学习

引用格式: 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

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 [DOI: 10.11834/jrs.20210572]

1 引 言

随着中国环境保护工作的快速发展和不断深入, 污染防治攻坚战、生态环境保护督察、生态环境绩效评估、生态环境风险预警等新时期环境保护工作对环境监测提出了更多、更高的要求, 以地面采样为主的传统环境监测已难以满足以全方位、全过程、全要素、全周期为特征的现代环境管理的需要 (Liu 等, 2018), 国家迫切需要将地面的点上环境监测扩展到空间的面上监测、将定时的静态环境监测扩展到随时的动态监测、将局地的离散环境监测扩展到全域的连续监测, 发展环境遥感监测得到了国家的高度重视。早在2000年国家环保总局即向国家发改委提出构建环境卫星系统的立项建议, 2001年环境减灾卫星被

列入民用航天发展“十五”计划纲要, 2002年环境减灾卫星系统立项获国务院批准; 2003年国家环保总局成立环境遥感监测专门机构, 环境卫星建设与应用工作全面展开; 2007年环境卫星应用系统项目可研报告和初步设计得到国家发改委和财政部正式批复; 2008年中国首个环境减灾一号A/B卫星成功发射, 同年完成在轨测试并投入使用; 2009年环境保护部卫星环境应用中心获批成立, 依托中心大气环境遥感部、水环境遥感部、生态环境遥感部、环评遥感部、航空遥感部、运行管理部、综合部, 逐步发展形成20余项环境遥感监测业务方向; 2012年环境减灾一号C星成功发射, 2013年环境卫星应用系统建成并正式投入使用; 2016年环境遥感云平台和多源卫星接收站建成, 环境遥感监测产品生产与服务的业务运行

收稿日期: 2020-10-11; 预印本: 2020-11-11

第一作者简介: 王桥, 1957年生, 研究员, 中国工程院院士, 研究方向为环境遥感监测。E-mail: wangqiao@mee.gov.cn

能力基本形成;2017年国家生态保护红线监管平台项目获批立项;2018年高分五号卫星成功发射,填补了国产卫星无法有效探测区域大气污染气体的空白,中国环境遥感监测进入了高分辨率卫星应用的新阶段;2020年环境减灾二号卫星成功发射,中国环境遥感监测能力跃上了新的台阶。与此同时,国家还相继实施了一系列面向国产环境卫星建设和应用的重大项目,如国家发改委民用卫星建设项目“环境一号卫星应用系统工程”、科技部科技支撑项目“基于环境一号等国产卫星的环境遥感监测关键技术与软件研究”、国家高分重大科技专项项目“环境保护遥感动态监测信息服务系统”、国家生态调查专项项目“全国生态环境遥感调查与评估”、国家重点研发计划项目“城乡生态环境综合监测空间信息服务及应用示范”等,突破了一大批国家急需的环境遥感监测关键技术,构建了环境遥感监测标准体系、技术体系和产品体系,研发了集环境遥感监测数据处理、分析、产品生产、分发与服务能力为一体的环境遥感监测应用平台,系统形成了环境遥感监测业务运行能力,并在“蓝天保卫战”、“碧水保卫战”、“净土保卫战”、中央环境保护督察、国家重大活动环境质量保障、饮用水源地保护执法检查、“绿盾行动”等重点工作中得到了持续应用,环境遥感监测全面进入了中国生态环境保护工作主战场,并成为不可或缺的技术手段,有效提升了国家环境监管的能力和水平,为中国新时期环境保护管理与决策提供了有力支撑(Wang等,2016;Li等,2020)。本文回顾和总结了我国环境遥感监测卫星建设、大气环境遥感监测、水环境遥感监测和生态环境遥感监测关键技术研究的进展,分析了新时代环境遥感监测技术发展面临的机遇和挑战,探讨了环境遥感监测技术发展的若干前沿问题,并对中国环境遥感监测技术发展趋势进行了展望。

2 中国环境遥感监测技术进展

中国生态环境遥感监测涉及范围大、内容多、变化快,既有复杂的内陆水体、重污染的区域大气,也有各种类型的生态系统,监测对象的环境背景和光谱特征极其复杂,加之环境监测目标大多为低反射体,极易受周边环境以及大气干扰,导致环境目标信号非常微弱,主要用于宏观大气、海洋和陆地观测的气象、海洋和资源卫星无法全

面满足环境监测的需要。同时,国外主要用于清洁环境的遥感监测技术,包括面向国外卫星应用的遥感数据处理和环境参数遥感反演算法在中国也难以适用,因此,有必要研发自主环境专用卫星,发展适合中国环境卫星和重污染监测对象的环境遥感监测技术。

2.1 环境监测卫星建设

经过20余年的发展,中国环境遥感监测取得了长足进步,实现了从无到有、从技术试验到业务运行的历史性跨越。在环境卫星建设方面,环境保护部联合卫星研制部门提出了宽覆盖观测与详查相结合、辐射能量测量与偏振特性测量相结合、多通道与高光谱探测相结合、被动探测与主动探测相结合的环境卫星建设方案,并于2008年成功发射了中国首个环境一号卫星星座(HJ-1 A/B和HJ-1 C),首次形成了具有中高空间分辨率、高时间分辨率、高光谱分辨率、宽观测带宽性能、能综合运用可见光、红外与微波遥感等观测手段的先进的环境卫星系统(Wang等,2010),其多光谱可见光相机在30 m分辨率情况下观测幅宽达740 km,超光谱成像仪的平均光谱分辨率达5 nm,为实现中国环境遥感监测奠定了数据基础。目前HJ-1 A、B、C 3颗卫星目前仍在轨运行,截至2020-08-31,HJ-1 A/B星已在轨运行65185圈,C星在轨运行43225圈,3颗星共获取卫星影像数据140.2万景,数据量达200.3 TB。继环境卫星之后,中国又先后发射了7颗可广泛用于环境监测的高分辨率卫星,为环境遥感监测提供了900万多景高分辨率卫星数据,有效数据量达3000 TB。在这些高分辨率卫星中,2018年发射的高分五号卫星(GF-5)是搭载载荷最多、光谱分辨率最高、研制难度最大的环境专用卫星,也是世界上第一颗同时对陆地和大气进行综合观测的卫星,首次搭载了大气痕量气体差分吸收光谱仪、主要温室气体探测仪、大气多角度偏振探测仪、大气环境红外甚高分辨率探测仪、可见短波红外高光谱相机、全谱段光谱成像仪共6台载荷,可对污染气体、温室气体、水质参数、陆地植被等各类环境要素进行高精度观测,中国环境遥感监测进入高分辨率、定量遥感的新阶段。随着国家空间基础设施规划的实施,中国还将陆续发射环境减灾后续卫星、大气污染监测卫星、温室气体监测卫星、高光谱环境卫星等10余颗环境监测卫星,从

全色、多光谱到高光谱,从光学到雷达,从太阳同步轨道到地球同步轨道的多种类型卫星构成的新一代环境卫星系统正在加快形成。

2.2 大气环境遥感监测关键技术研究

中国大气污染物成分和时空特征复杂,区域大气环境污染严重,国际主流算法无法满足中国重污染背景下大气环境遥感监测的需要(Qin等,2020)。近20年来,环境保护部卫星应用中心联合中国科学院遥感与数字地球研究所等持续开展技术攻关,系统突破了气溶胶、可吸入颗粒物、灰霾、SO₂、NO₂、O₃、HCHO秸秆焚烧、污染企业等遥感监测关键技术,建立了基于国产卫星等多源遥感数据的大气环境遥感监测技术体系(Wang等,2011,2017)。典型进展主要有:(1)利用地表二向反射模型和非朗伯反射率先验数据相结合的方法,修正地表反射率校正误差,成功解决城市地表反射噪声估算的国际性难题;提出基于反射低值像元重构正向辐射值的伪暗目标识别等新技术,建立了基于植被指数暗像元识别与伪暗目标识别相结合的气溶胶反演算法,将城市群气溶胶光学厚度反演精度从通常65%提高到80%以上;基于MODIS卫星载荷250 m通道的红蓝波段与短波红外线性关系,将国际通用气溶胶产品空间分辨率从10 km提高到1 km,并基于自主环境卫星实现了30 m分辨率的气溶胶反演;(2)研究揭示了卫星光学厚度与近地面消光系数之间的垂直分布、消光系数的湿度影响、卫星光学探测与PM_{2.5}质量探测之间定量关系,建立了PM_{2.5}遥感反演中城市气溶胶光学厚度垂直订正与吸湿增长订正方法,基于激光雷达观测反演的边界层高度和实验获得颗粒物吸湿增长模型,基于区域大气模式RAMS获得边界层高度与相对湿度,发展了区域尺度逐格网解决消光系数垂直分布与吸湿影响的方法,建立了区域尺度PM_{2.5}卫星遥感反演机理模型,反演精度达80%以上;(3)突破了重污染背景下基于扩散限制凝聚理论的灰霾粒子光散射特性模拟、地表反射率耦合求解、动态灰霾模式构建等关键技术,提出基于物理机制来确定灰霾组成成分的新思路,采用大气化学模式CMAQ模拟灰霾组分等方法,解决了灰霾气溶胶模式问题,采用地表二向反射率先验知识库数据和卫星不同观测角度因素带来非朗伯特特性误差效应补偿算法,解决了灰

霾遥感中地表反射噪声分离问题,建立了灰霾卫星遥感识别算法,成功实现了中国灰霾分布、污染等级的卫星遥感监测(Wang等,2017);(4)针对影响污染气体卫星遥感反演精度的大气拉曼散射Ring效应剔除难题,提出利用卫星在轨观测太阳光谱和经地表反射辐射信息开展实时大气Ring效应估算的新技术,解决了国际上把年均太阳辐射和大气状态计算的Ring效应应用于每一天卫星探测所带来的误差问题,实现了实时Ring效应剔除,将NO₂反演精度由通常的70%提高到80%;针对国际上OMI载荷反演SO₂出现的误差问题,提出轨道误差校正方法,有效减小了SO₂反演中的噪声,将SO₂反演精度由通常的60%提高到75%;(5)针对秸秆焚烧遥感监测伪火点去除的难题,利用中国自主环境卫星可见、近红外通道的反射率与观测几何条件识别耀斑点,利用环境卫星第三、第四两个红外通道识别潜在火点,将上下文算法应用于秸秆焚烧探测,建立了高温中红外与背景热辐射差异物理探测、太阳耀斑与固定点高温伪火点自动识别算法,建立了基于中国自主环境卫星中红外波段探测数据的热异常点反演模型,实现了全国秸秆焚烧高精度遥感监测;(6)针对“散、乱、污”大气污染企业监管难题,在解决PM_{2.5}、PM₁₀、NO₂、SO₂、O₃、HCHO等企业污染特征参数高精度遥感反演难题的基础上,提出了基于橡树岭大气质量指数方法的一种新型大气污染高发指数,创建了反映区域特征污染物综合影响和大气污染严重程度的遥感量化指标和算法,攻克了大气污染企业高分遥感监管重点关注网格和大气污染企业高分遥感影像特征库构建技术,形成了大气污染企业分布遥感监测成套技术,疑似大气污染企业遥感识别率可达90%以上。

2.3 水环境遥感监测关键技术研究

中国内陆水体受到浮游植物、悬浮颗粒物、有色可溶性有机物等多种水色要素的综合影响,水体光学性质复杂、时空分异性强,现有清洁大洋水体的国际成熟遥感反演算法难以适用。近20年来,环境保护部卫星环境应用中心联合南京师范大学、中国科学院空天信息创新研究院等持续开展技术攻关,系统突破了叶绿素a、悬浮物、透明度、水华、黄色物质、营养状态指数、黑臭水体、溢油、面源污染、饮用水源地安全等遥感

监测关键技术,建立了基于国产卫星等多源遥感数据的水环境遥感监测技术体系(Wang等, 2013, 2010)。典型进展主要有:(1)持续开展野外与室内相结合的水质遥感参数光谱采集与分析实验,构建了具有5.5万条光谱数据的模拟数据库和水体固有光学特性参数率定模型,系统揭示了我典型内陆水体组份的吸收、散射、后向散射光学特性和季节变化特征;(2)揭示了内陆水体铜绿微囊藻、斜生栅藻、小球藻等藻类生消过程的光学特性,定量评价了CDOM浮游植物和非色素颗粒物对总吸收、散射的贡献大小,研究了悬浮物浓度变化对藻类信息的干扰效应,建立了铜绿微囊藻在蓝藻中所占百分比的遗传算法优化反演模型,提出了包含藻蓝蛋白色素的水体吸收系数分解模型,进而建立了藻蓝蛋白色素遥感反演模型;(3)针对中国内陆水体浑浊所导致的水质遥感反演精度不高的问题,引入位于近红外波段的第4波段,以减弱纯水和无机颗粒物吸收对叶绿素浓度反演的影响,建立了叶绿素浓度反演4波段模型,有效提高了模型的稳定性和精度,该模型以辐射传输为理论基础,但不依赖于各组份吸收系数、散射系数的实验观测,克服了机理模型在实际应用中缺乏实测数据支持的弱点,提高了参数反演精度,具有较强的推广性;(4)针对内陆富营养化水体提出了“先分类,后反演”的水质遥感参数反演方法,根据水体光谱的吸收、散射特征、形态特征等,建立水体光学分类标准,并根据所获取的遥感影像进行逐像元匹配,将分类信息定位到每个像元,最后针对各像元光学类型,选用与之匹配的模型进行参数反演,解决了中国内陆水体内部组成复杂、光学特性时空差异大所导致的模型缺乏通用性等难点,拓展了水质反演模型的适用性范围;(5)提出基于国产卫星的自适应水华遥感提取方法,利用灰度一梯度的邻域映射函数特征自动获取合适的指数阈值用于判别水华像元,解决了基于灰度直方图分割时不能充分利用图像细节特征等问题,提升了水华反演精度;基于叶绿素光谱指数、藻青蛋白光谱指数、水草光谱指数、近红外平均Rrs指数构建了水草与水华遥感判别公式,实现了水草和水华的遥感区分,识别精度达90%左右,有效解决了水华遥感识别中水草剔除的难题;(6)针对水环境管理急需的面源污染遥感监测需求,在二元结构模型的

基础上,耦合定量遥感技术,提出了基于农田径流型、农村生活型、畜禽养殖型、城市径流型和水土流失型5种面源污染类型的多尺度面源遥感估算方法,突破了模型应用尺度和下垫面数据缺失的局限,并成功应用于环境一号卫星多光谱数据;(7)针对黑臭水体遥感监测的空白,系统研究了中国城市黑臭水体遥感机理,揭示了黑臭水体表观光学特征和固有光学特征规律,包括遥感反射率特征、颗粒物和有色可溶性有机物特征等,提出了基于经验算法、色度指标、人工智能方法、半分析算法的4类黑臭水体遥感监测方法,并建立了基于吸收系数的黑臭水体遥感分级模型,实现了基于国产卫星等多源数据的黑臭水体高精度遥感监测(Wang等, 2018);(8)针对水环境遥感监测中的卫星数据时间不连续、地面观测数据空间不连续问题,构建了地面连续观测—水动力模型—遥感数据的同化系统,在遥感反演中引入水动力模式,并通过地面浮标等观测数据修正模型误差,通过数据同化,融合地面观测数据与卫星遥感数据,实现了水质参数的大面积连续监测。

2.4 生态环境遥感监测关键技术研究

中国生态系统类型多样、分布广泛,复杂性、异质性特征明显,实现高精度、高效率的全国及区域生态环境遥感监测面临一系列技术难题。近20年来,环境保护部卫星环境应用中心联合中国科学院地理科学与资源研究所、生态环境研究中心等持续开展技术攻关,系统突破了生物物理参数遥感反演、地表遥感参数反演、生态系统遥感自动分类、生态质量评价因子遥感信息提取、生态系统遥感评估等关键技术,建立了基于国产卫星等多源遥感数据的生态环境遥感监测技术体系(Wang等, 2015)。典型进展主要有:(1)面向中国生态系统特征,研究提出了由8个I级类、22个II级类、42个III级类构成的基于遥感的生态系统分类体系,建立了顾及分区单元地物光谱特征的基于规则自适应学习的生态系统自动分类方法,通过训练区自动选取和地物类型光谱三维特征空间的自动构建、分割、聚类,将生态系统一级分类精度由通常的80%提高到95%,单景分类效率与传统监督分类相比提高3—5倍;提出了基于决策树与面向对象分类技术的生态系统自动分类方法,明显提高了环境一号卫星在复杂地形区域的

生态系统分类精度; (2) 提出基于数据同化的多种地表生态参数时间序列重构方法, 为生态环境监测与评价提供了时空相对完备的地表环境参数数据集; 提出基于改进的S-G滤波的植被指数重构方法, 并应用于环境一号卫星NDVI数据时间序列重构, 大幅度降低了包括云覆盖、大气效应等因素造成的噪声; 提出了基于卡尔曼滤波的多种能量、水分参数时间序列重构方法, 明显的改善了相关参数数据时间序列的均值和标准差, 例如, 辐射参数标准差降低10%—15%, 温度参数标准差降低8%—15%; (3) 建立了基于环境一号卫星等多源遥感数据的生物物理参数、地表物理参数、生态景观指数、生态评价因子等生态遥感参数的业务化提取方法, 例如, 通过优化APAR、光能利用率和水分胁迫因子, 改进了传统CASA模型, 并基于优化模型建立了国家尺度月度净初级生产力产品; 发展了面向自主高分卫星的基于广义回归神经网络的叶面积指数遥感反演技术, 利用SCE-UA全局优化算法求取最优平滑参数来进行训练, 通过修改隐层中神经元的转换函数, 得到最优LAI估计; 基于植被指数遥感机理, 利用神经网络法构建了全国尺度FPAR遥感估算方法, 实现了国家尺度月度FPAR产品生产; 引入MODTRAN4大气辐射传输模型, 对“劈窗”算法中的劈窗系数进行了改进, 实现了多光谱地表温度遥感反演; 通过尺度转换, 构建基于多源数据的土壤水分耦合模型; 利用RossThick核函数与LiSparseR核函数, 拟合地表二向性反射特征, 建立了地表粗糙度反演方法等; (4) 建立了基于知识发现的宏观生态要素类型变化快速检测方法, 以历史时期土地利用/土地覆盖数据为本底, 自动抽取现时遥感影像的大样本, 构建生态要素类型的特征光谱空间, 实现变化像元检测和变化像元自动归类, 且样本遴选、分类器构建过程中不需要人工干预; 提出基于“地理对象”的高分辨率遥感影像多尺度分割技术, 基于自主高分卫星实现了重点区域生态遥感监测数据的动态更新与生态要素变化高精识别; (5) 针对国家生态环境督察执法的需要, 突破多源异构生态遥感监测数据的时空尺度匹配、人类活动对生态系统变化贡献率定量识别等关键技术, 提出了人类干扰指数、开发建设强度等定量遥感监测指标, 建立了国家自然保护区、重要生态功能区、生物多样性优先保护区、重大生态

工程建设区、矿产资源开发区等人类干扰活动和生态保护成效业务化遥感监测技术体系, 实现了基于国产环境卫星等多源遥感卫星的生态环境监管; (6) 提出基于“格局—质量—功能—问题—胁迫”范式的国家生态环境调查评估技术方法, 建立了由315个指标、416个模型构成的天—地—一体化的全国生态调查评估方法体系, 揭示了全国生态系统时空变化特征及分布规律, 找出了生态系统变化的主要驱动力, 明确了国家生态安全底线 (Wang等, 2014)。

3 环境遥感监测若干前沿问题探讨

随着高性能对地观测、物联网、5G、大数据等现代技术的快速发展 (Li等, 2012), 以及实行最严格的生态环境保护制度、精准治污、科学治污、依法治污等新工作要求的不断提出, 环境遥感监测技术发展面迎来了前所未有的机遇和挑战。因此, 有必要对下一步技术发展带来影响的前沿问题进行探讨, 加快高性能环境监测卫星的发展, 推动实现高空间分辨率、高光谱分辨率、高时间分辨率、全天候、全天时、全谱段的环境遥感监测, 同时, 要利用大数据、深度学习等新技术大幅提升环境遥感监测的效率和精度, 推动实现集成化、量化、智能化、业务化的环境遥感监测。

3.1 关于高性能环境监测卫星

解决环境污染和生态破坏“发现难、反演难、监管难”, 使遥感监测的精度和效率跟上生态环境保护管理的需要, 是环境遥感技术发展遇到的新挑战, 也是环境监测卫星研制面临的新任务。现有高分五号卫星、16 m光学星、5 m微波卫星等环境卫星的技术能力距高精度环境遥感监测的实际需要尚有较大差距, 如光学成像类有效载荷在空间分辨率、光谱分辨率、观测幅宽、辐射测量精度、光谱带宽等方面还难以满足大范围区域大气环境、复杂内陆水体水质等高精度遥感监测和污染治理成效评估等实际需要; 红外高光谱探测类有效载荷在灵敏度、短波波段性能指标随时间变化的稳定度等方面难以满足污染企业夜间偷排、温度场、热排放等遥感监测的实际需要; 可见近红外探测类有效载荷在辐射定标精度、光谱分辨率等方面难以满足环境污染源探测、污染强度评估、生物物理参数反演、人类干扰活动识别等遥

感监测的实际需要;紫外高光谱类有效载荷在光谱分辨率、观测频次等方面难以满足臭氧、气溶胶等变化细节遥感监测的实际需要;微波成像类有效载荷在C波段、L波段等低频通道的配置、观测刈幅等方面难以满足土壤湿度、植被水分、土壤重金属污染等遥感监测的实际需要(Jin等,2019)。为此,需要进一步加强高性能环境监测卫星的研发,(1)针对受低轨卫星轨道和观测幅宽限制,持续观测能力不足、时效性不高等问题,发展极轨多角度多光谱偏振及微光成像载荷,全面提升多角度多光谱偏振成像和夜间微光成像能力,在显著提升杂光抑制和光谱辐射定标精度的基础上,将探测灵敏度在现有基础上提高2—3倍;发展静轨全天时超高分辨率可见近红外相机,实现静止轨道可见-红外波段10 m量级、分钟级的高时空分辨率、0.1 K量级的高精度的综合观测,强化对各类污染物排放源,污染物传输、集聚和消散情况的大范围监测,形成高轨定点持续监测、低轨高分辨率精细遥感的动静结合的环境卫星观测体系;(2)针对现有环境监测卫星有效载荷以中分辨率光学载荷为主,缺乏环境专用载荷的问题,加强差分吸收光谱(DOAS)、可调谐半导体激光吸收光谱(TDLAS)、傅里叶转换红外光谱(FTIR)等新型环境监测专用载荷的研发,进一步提升环境定量遥感的能力和水平,特别是针对现有环境监测卫星单星过顶有效获取数据时间短、各类卫星过顶时间较为集中,难以获取不同时段、不同光照条件、温湿条件下多要素、复杂生态环境特征的问题,进一步优化环境监测成像模式,发展姿态敏捷高分辨率详查卫星,增加微光探测能力、视频动态监测能力、红外夜间探测能力,强化环境污染和生态破坏的高灵敏、高随机、高重访探测;针对中国精准治污、科学治污、依法治污、生态保护与恢复等对卫星遥感监测指标和精度方面的新需求,重点发展高光谱环境监测专用载荷,包括超高分辨率全谱段高光谱成像仪、超宽幅全谱段高光谱成像仪、高光谱土壤污染监测仪、基于天底和临边两种体制的大气成分超光谱探测仪等,以适应环境污染多目标综合探测、生态破坏活动快速提取、环境风险高精度识别等工作需要。同时进一步发展激光环境探测新载荷,如用于特定红外吸收谱段的污染物高分辨率探测的红外激光外差探测、用于近地面高精度臭氧探测的臭氧探测激光雷达、用于气溶胶和雾霾探测的

高重频微脉冲激光雷达、用于大气成分垂直探测的激光掩星探测仪、用于大气成分高精度三维探测的飞秒白光探测激光雷达等,建立形成更高性能、更优布局、更好配置的生态环境卫星观测体系。

3.2 关于生态环境问题遥感主动发现

强化生态环境督察与执法是实行最严格的生态环境保护制度的根本体现,其难点在于生态环境问题的主动发现,急需环境遥感监测提供技术支撑。但传统环境遥感监测模式总体上是被动的,事后和管理驱动的,难以及时、主动发现环境污染和生态破坏问题。如何实现基于卫星遥感技术的生态环境问题主动发现,特别是对重点区域、重点生态环境问题的及时锁定,已成为中国环境遥感监测技术发展迫切需要解决的问题。一个值得关注的研究思路是利用航天遥感中低分辨率卫星数据重访周期短、高分辨率遥感数据成像质量好、无人机或人工地面核查精度高的特点,建立中低分辨率卫星遥感巡查、高分辨率卫星详查、无人机与地面核查相结合的新型遥感监测技术体系,形成以遥感数据驱动的生态环境异常主动发现机制,实现对生态环境问题的事前、事中、事后的全过程遥感监控。这里所说的巡查就是基于现势和历史的中低空间分辨率遥感影像以及历史本底数据,进行大范围疑似异常区域的快速查找,以主动发现疑似生态环境问题;详查就是在巡查得到的异常区域和疑似问题的基础上,基于高空间分辨率遥感影像实现生态环境问题的精确识别与提取;核查就是真的详查结果进行最终确认和补充完善。为此,(1)要突破巡查过程中基于中低分辨率遥感图像自动变化检测技术,包括研究如何利用基准网进行全色数据的区域级平差改正,并以此为控制基准进行多光谱数据的单片平差改正,并进行正射校正与图像融合,实现时序影像与控制基准网之间的绝对几何定位以及序列影像之间的相对几何一致性保持,以使多分辨率影像数据之间达到变化检测所需要的匹配精度;研究影像信息智能提取问题,如将矩阵式影像聚合、标识为离散的对象,再结合随机森林、boosting及神经网络等监督分类技术,融入体现监测对象本身特征的形式化知识和与环境相关的辅助语义知识,将光谱和空间上各自独立的像素单元赋予生态环境问题特征,最终实现从像元到对象的特征

挖掘和自下而上的空间聚合；研究生态环境变化遥感发现技术问题，如从遥感监测的角度构建不同的监测场景和识别规则，建立全样本对象多元多维特征模型，并应用知识驱动下的“语义-场景-规则”实现生态环境问题的主动发现，还可基于多尺度分割算法或者矢量约束的图像分割算法，通过对分割后的影像对象的光谱、纹理、几何特征等进行特征计算，再利用高斯回归、贝叶斯分析等方法对汇总的特征进行分析，最终以概率模型的方式实现对遥感异常信息的主动发现；(2) 要突破详查过程中基于高分辨率遥感图像的半自动交互编辑技术，研究如何利用高空间分辨率遥感影像剔除中低分辨率环境遥感检测的误差，并结合专家知识，在计算机人机交互的支持下进行异常图斑边界、类别判定、异常检测结果修改与属性编辑，实现生态环境问题及变化的精确提取。这里的关键问题是如何根据高分辨率的遥感图像细节信息丰富、地物几何结构等特点主动确定已发生环境问题的空间分布和目标的边界。对有确定边界的特定地物或典型目标，可以采用目标边界自动划定的技术方法，对于一些混合复杂的环境地物，则可采用基于影像分割的多尺度分析方法实现图斑的半自动化、精细化提取。一种思路是采用自底向上区域合并的方法产生对象，即从任意一个像元开始，先将单个像元合并为较小的影像对象，进而合并成较大的多边形对象，使得较大的异质性不断增大，当大于由尺度值决定的阈值时，合并过程停止；另外还要研究矢栅一体化的数据结构，将矢量面向对象的组织方法和栅格像元填充的组织方法结合起来，通过采用矢栅一体化的数据编辑模式，解决编辑过程中的漫游、浏览和拓扑构建等问题，为实现问题发现的快速交互式编辑提供有利的底层模型；(3) 要突破核查过程中基于地面调查数据的业务协同等关键技术，研究基于“云+端”的核查技术模式，针对详查后仍不够明确或准确的问题，开发集生态环境问题数据集成管理、核查任务逐级下发、实地调查取证、天一空一地数据高精度匹配、实时核查调度与多维展示等能力为一体的业务协同技术。另外，针对外业核查无法到达区域，还要研究基于微型化、智能化载荷的无人机核查数据采集与实时回传技术。总之，有必要着力发展环境问题遥感主动发现技术，扭转环境遥感监测滞后、被

动的局面，提升环境监督执法的针对性、主动性和有效性。

3.3 关于环境遥感监测大数据

随着大数据、物联网、云计算等新技术的快速发展，环境遥感监测也进入了大数据时代(Zhang 等, 2018)。环境遥感监测大数据是运用大数据思维与方法，对多源异构、海量遥感数据进行高效采集、处理、分析，并从中发现新知识、创造新价值、提升新能力的新一代环境遥感监测技术与服务业态。生态环境监测大数据类型多样，不仅数据量巨大、类型繁多、格式差异大，而且时间、空间和属性尺度不一致，更新速度极快，具有明显的全方位、全天候、全天时、全要素、全周期、高精度、时空连续的新特征，它更强调不同种类数据的整合、融合、关联、协同反演和联合提取，尤其强调人工智能支持下的综合感知和智能分析，因此，现有环境遥感监测数据分析处理方式已很难适应，需要利用环境遥感监测大数据技术，把来自多种观测手段的环境监测数据资源进行汇聚和融合和共享，使孤立、片面的多种环境要素有机关联，挖掘出更多、更有价值的环境遥感知知识，提升环境遥感监测的精确化、普适化、智能化和自动化水平(Vasit 等, 2020)。一是发展环境遥感监测大数据样本智能生成技术，在顾及不同传感器、不同分辨率、不同区域、不同时相遥感数据差异性的基础上，提取出卫星遥感、地面监测、无线传感器、众包、网络媒体等数据样本及其对应关系，并利用智能化方法，排除可靠度低、混淆和噪声数据，并自动筛选出可靠、精确、代表性的数据作为样本，从已有环境遥感大数据中自动提取和建立样本库；二是发展环境遥感监测大数据时空智能融合技术，根据多源数据中地物光谱等信息在时空域的依赖性和关联性，把分片的、离散的、孤立的数据处理成大范围的、一致的、时空分辨率密集的数据，以解决由多传感器、多时相、多类型数据的辐射差异、几何配准差异、混合像元、地表异质性等因素带来的环境遥感监测时空不连续等难题；三是发展环境遥感监测大数据时空关联分析技术，包括不同来源数据的关联性、影像光谱特征和地面监测指标的关联性、同一地物在不同来源数据中的关联性、不同尺度地物的关联性、不同要素的关联

性、光谱特征和地物的关联性、不同污染物的关联性等分析技术,以体现生态环境监测大数据的整体优势,揭示环境遥感监测大数据的基本特征和内在知识;四是发展环境遥感监测大数据时空迁移技术,使环境遥感模型或方法能在不同领域、不同来源、不同时间、不同区域的数据间自适应迁移,最大可能地实现环境遥感参数、模型和知识的共享,解决传统环境遥感监测模型难以适应环境地物特征、时空规律和关联知识随着传感器、区域、时间等变化而变化的难题;五是发展环境遥感监测大数据智能挖掘技术,包括环境污染变量和生态环境参量自身关联知识智能挖掘,结构化、半结构化、非结构化环境要素间依赖知识智能挖掘,环境变化过程及其驱动因素间的量化关系智能挖掘,生态环境时空变化规律和环境污染发展趋势智能挖掘等技术,以揭示生态环境变化时空演变特征和规律;六是发展环境遥感监测大数据智能识别技术,通过自动、实时抽取样本,进行环境遥感、污染源、排放清单、社会经济、环境质量等数据驱动的深度学习,挖掘环境污染强度和各致污因子间内在关联和量化关系,识别遥感影像的几何、光谱、纹理等异常,自动识别和动态提取环境变化;七是发展环境遥感监测大数据智能模拟技术,通过人工智能方法挖掘出不同环境要素的时空格局变化、相互作用规律、多尺度耦合关系,从而实现多要素相互作用和动态耦合关系下生态环境变化过程系统模拟和情景分析,如环境污染事故的发生、发展和趋势,环境污染扩散过程和影响范围、生态环境保护政策实施前后的成效、水量调控对水质的影响、经济结构调控带来的生态效益等等,推动生态环境过程模拟从单一要素的观测与模拟向大气、水、生态、土壤和人类社会活动等多要素/过程耦合的综合观测与模拟的转变;八是发展环境遥感监测大数据云服务技术,针对传统环境遥感监测服务面窄、服务水平低的问题,构建基于环境遥感监测大数据云基础(硬件)、云计算(模型)、云工具(软件)的云服务平台,统筹环境遥感、地面监测、无线传感器、众包、互联网等各种数据源,支撑环境遥感监测大数据分析与生态环境监管协同联动,以实现环境遥感监测大数据产品的云生产、云发布和云共享,并提供基于环境遥感监测大数据的生态环境态势研判、生态环境问题诊断、生

态环境风险预测预警、环境污染源感知与溯源、生态环境保护成效评估等新型环境遥感监测大数据产品和服务。

3.4 关于基于深度学习的环境遥感反演

环境遥感反演通常是通过基于遥感成像机理和陆表过程的物理模型实现的,虽然物理模型可以来表达从卫星观测到环境参数的物理过程,但它在很大程度上要依赖于模型参数的先验知识,一方面由于先验知识的局限性及观测数据的不完备性,可能导致环境遥感的病态反演问题,另一方面由于先验知识相关的区域、时相、传感器、大气条件等差异,可能导致模型缺乏普适性,遥感监测精度和效率往往低于使用者的预期;另外,还有一些环境参数是非光学活性的,遥感机理不明确,无法进行直接反演。进入大数据时代,各种卫星遥感数据、辅助数据和监测数据大量涌现,通过样本数据训练学习自动构建信息提取模型的深度学习方法快速发展,环境遥感反演技术迎来了新的发展契机——由模型驱动反演向数据驱动的智能化反演转变,即通过各类环境监测数据与不同传感器、不同季节、不同区域的遥感大数据的自动训练,学习挖掘卫星遥感数据与反演参数间的关联知识,发现与各类环境参数最具关联度的光谱特征组合,从而揭示环境参数与响应光谱之间非线性复杂关系,形成数据驱动的、适应于不同传感器、不同区域的反演模型,为解决传统遥感反演模型普适性差、精度低的问题提供新的解决思路。正因为深度学习方法可以通过其强大的模拟能力,有效地建立卫星遥感信息与现场环境参数之间的统计关系,而不需要物理模型那样复杂的计算,不仅可以简化环境遥感反演过程,而且可以获得较高的反演精度,所以,深度学习方法在环境遥感反演中得到了越来越多的重视和应用。在水环境遥感反演方面,深度学习已被用于蓝藻色素、叶绿素、可溶性有机物、溶解氧等水质参数遥感反演,表明深度学习的确可以从多源光学影像数据中挖掘出水质参数与光谱之间的复杂定量关系,且反演精度高于传统模型(Yim, 2019; Pyo, 2019; Peterson, 2020; Zhang, 2020)。有关研究表明,基于贝叶斯概率神经网络的深度学习反演叶绿素a浓度结果与传统的基于光谱特征的经验算法、半分析模型相比,均方根误差、平

均绝对百分比误差都得到显著降低,拟合优度得到显著提高(深度学习算法 R^2 为0.96,而半分析模型、经验模型的 R^2 分别为0.62和0.61);基于均方根卷积神经网络的深度学习反演的藻蓝蛋白浓度和叶绿素a浓度反演结果的 R^2 分别可达0.86和0.73,均方根误差小于 10 mg/m^3 ,算法表现优异;在大气环境遥感反演方面,深度学习已被成功用于气溶胶光学厚度、可吸入颗粒物、气温、大气层顶部热辐射等参数的遥感反演(Li, 2017; Joharestani, 2019; Kleynhans, 2017; Xu, 2018)。如气溶胶光学厚度反演的传统方法主要是通过大气辐射传输模型,但物理模型受到气溶胶和表面性质等许多假设限制,精度不够理想,虽然也可通过统计模型对原位气溶胶光学厚度进行大量观测来进行估算,但模型并不具有普适性。有关研究表明,基于多层感知器(MLP)的深度学习方法、基于多个神经网络集成的深度学习方法、以及将复杂折射率、单次散射反照率、粒径分布等气溶胶参数引入神经网络的深度学习方法等在推断统计关系方面都具有良好性能,可明显提升气溶胶光学厚度反演精度;另外,在 $\text{PM}_{2.5}$ 遥感反演中引入了基于深度信念网络(DBN)的深度学习、基于贝叶斯正则化神经网络(BRNN)的深度学习等方法后,反演精度比广义多元线性回归模型(MLR)、支持向量机模型(SVM)等现有方法也有明显改善;在生态环境遥感反演方面,利用深度学习方法进行叶面积指数、生物量、植被覆盖度、植被高度、植被含水量、地表温度等生态参数遥感反演也取得了一系列值得关注的进展(Wolanin, 2019; Gao, 2018),如相关学者利用基于误差传播学习神经网络的深度学习方法从水平和垂直偏振的L波段和X波段的亮温反演土壤含水量、利用基于非线性自回归网络(NARX)的深度学习方法从4个光谱波段与加权差值植被指数和叶面积指数之间的关系中反演叶面积指数(Chen, 2014)、利用基于深度神经网络(DNN)的深度学习方法从高光谱植被指数反演生物量、利用基于BP神经网络的深度学习方法从物理模型和神经网络结合来反演植被覆盖度、利用基于卷积神经网络(CNN)的深度学习方法从MERRA-2、Terra/MODIS影像数据中反演近地表气温和土地覆盖数据等(Ai, 2019; Zhang等, 2018),表明了深度学习方法较传统的线性回归等方法具有明显优势。总之,基于深度学习的环境遥

感参数反演可以充分利用多源卫星大数据的优势和潜力,在很大程度上避免以物理模型为主的传统方法的复杂处理和计算过程,减少定量遥感病态反演、以及辐射定标、大气校正、辐射归一化、几何校正等处理环节带来的误差,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有效的技术途径。

4 展 望

经过卫星研制、技术开发、应用管理等多部门20多年来的不懈努力,中国已初步建立了环境遥感监测技术体系,并形成了业务化应用能力,环境遥感监测正在从人工化走向实时化、自动化、智能化。但是从总体上看,中国环境遥感监测技术发展距环境监测“三个说清(说清污染源状况、说清环境质量现状及其变化趋势、说清潜在环境风险)”的总体要求尚有明显差距,还不能适应新时代中国环境污染治理和生态保护与恢复的新形势和新任务,环境遥感监测技术发展正面临前所未有的机遇与挑战。面对新的历史时期环境监管“看的更远”、“看的更快”、“看的更准”的新要求,我们还缺乏具有大范围、高频次、高分辨率、业务化观测能力的环境专用卫星,需要加紧推动以高分辨率探测为核心的新一代环境监测卫星的研发,大幅提升可见光、热红外、微波、激光雷达等环境专用载荷的技术性能,特别是要加强光学与生物、质谱、色谱等环境监测手段的结合。对于大气中的臭氧及其前体物、可挥发性有机物,水中的氨氮、总磷,土壤中的镉、砷等一系列急需的环境遥感监测,由于环境遥感机理研究不够,尚缺乏可用的遥感模型,环境遥感监测的精度和效率还存在明显差距。在大气环境遥感监测方面,要重点提升京津冀、长三角、珠三角等重点城市群及中东部环境空气污染较重区域的颗粒物、灰霾、硫氧化物、氮氧化物、臭氧、氨气、挥发性有机物等遥感监测的精度和效率,大力加强国控重点污染源,以及煤炭、火电、冶金、钢铁、石油化工、建材、有色金属等行业的工业废气点源污染的遥感监管;进一步加强全国主要农业区的秸秆焚烧及其环境影响遥感监测、重点区域沙尘和扬尘遥感监测;要以二氧化碳、甲烷、臭氧等为重点,开展温室气体重点排放源遥感监测,并对全球变化敏感区域的环境空气质量变化进行遥感监测

与评估。在水环境遥感监测方面,要重点提升内陆水体和近岸海岸的叶绿素、悬浮物、透明度、富营养化指数等遥感监测的精度和效率,大力加强长江等大型河流、以及太湖、巢湖、滇池等大型湖泊水质、水华、岸边带人为活动等遥感监管;开展集中式饮用水水源保护区、汇水区内排污口和风险源遥感排查;进一步强化城市黑臭水体分布、范围、黑臭程度、治理成效的遥感监管;以总氮、总磷、氨氮、化学需氧量等为主要监测指标,开展全国重点流域面源污染遥感估算,并针对沿江沿河的石油化工、造纸、印染、污水处理厂、规模畜禽养殖场、食品酿造、皮革、制药等类大型企业,开展有害物质工业污染源及工业污水排放口遥感调查;开展全国重要港口、码头、核电厂等周边水环境影响遥感监测;开展全国重点流域水生态异常、重点海域赤潮、溢油和浒苔等环境遥感应急监测。在生态遥感监测方面,要重点提升中国典型生态系统植被指数、生物量、净初级生产力、地表反照率、比辐射率、地表蒸散等陆表参数遥感监测的精度和效率;开展区域生态资产和生态承载力遥感估算,以及水源涵养、洪水调蓄、防风固沙、水土保持等生态服务功能遥感评估,加强全国生态系统格局、质量、服务功能、问题与胁迫的遥感调查与评估;进一步强化国家自然保护区、国家公园、生态保护红线区、重要生态功能区、生物多样性优先区等生态保护地的人类干扰活动遥感监管;对城镇及其周边生活垃圾堆放、危险废弃物产生重点企业,以及铬渣等历史堆存和遗留危险废弃物场地进行遥感动态监测,对城市绿地、城市热岛、城市土地开发利用等进行遥感监测与评估;开展重点流域、区域农村面源污染遥感调查;对天然林保护、天然草原恢复、退耕还林、退牧还草、退田还湖、防沙治沙、水土保持等生态治理工程成效进行遥感监测,对对污灌区、固体废物堆放区、矿山区、油田区、工业废弃地等土壤污染状况进行遥感监测和评估。随着对地观测技术和现代信息技术的快速发展,空间技术、物联网、人工智能、云计算、5G、大数据等新技术正与环境遥感监测加速融合,环境遥感监测技术将从以数理建模为核心的模型驱动时代进入到以智能感知为特征的数据驱动时代,由此将推动环境遥感监测向智能感知、智能预警、智能决策、智能服务方向发展,因此,要大力开展“环境遥感云”建设,加快大数据赋能环境遥感监测,在环境遥感监

测全链路引入深度学习、迁移学习、机器视觉、稀疏表示、进化计算等人工智能技术,开发与环境地物光谱、辐射、纹理、几何等特征深度融合的环境遥感深度学习网络模型(Tan, 2019),催生新的环境遥感应用场景和大数据产品,推动环境遥感监测服务从“有什么给什么”向“要什么给什么”的飞跃。

参考文献(References)

- Wolanin A, Camps-Valls G, Gómez-Chova L, Mateo-García G, van der Tol C, Zhang YG 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]
- Ai B, Wen Z, Jiang Y C, Gao S and Lv G N. 2019. Sea surface temperature inversion model for infrared remote sensing images based on deep neural network. *Infrared Physics and Technology*, 99: 231-239 [DOI: 10.1016/j.infrared.2019.04.022]
- Zhang C, Sargent I, Pan X, Li H P, Gardiner A, Hare J and Atkinson P M. 2019. 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]
- Chen B Q, Wu Z X, Wang J K, Dong J W, Guan L M, Chen J M, Yang K and Xie G S. 2015. Spatio-temporal prediction of leaf area index of rubber plantation using HJ-1A/1B CCD images and recurrent neural network. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 102: 148-160 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2014.12.011]
- 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 X G, Deng Y F and Ren H Q. 2020. 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/j.watres.2019.115454]
- 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]
- Yim I, Shin J, Lee H, Park S, Nam G, Kang T, Cho K H and Cha Y. 2020. Deep learning-based retrieval of cyanobacteria pigment in inland water for in-situ and airborne hyperspectral data. *Ecological Indicators*, 110: 105879 [DOI: 10.1016/j.ecolind.2019.105879]
- 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]
- Peterson K T, Sagan V and Sloan J J. 2020. Deep learning-based water quality estimation and anomaly detection using Landsat-8/Senti-

- nel-2 virtual constellation and cloud computing. *GIScience and Remote Sensing*, 57(4): 510-525 [DOI: 10.1080/15481603.2020.1738061]
- Li D R, Tong Q X, Li R X, Gong J Y and Zhang L P. 2012. Current issues in high-resolution earth observation technology. *Science China Earth Sciences*, 55(7): 1043-1051 (李德仁, 童庆禧, 李荣兴, 龚健雅, 张良培. 2012. 高分辨率对地观测的若干前沿科学问题. *中国科学: 地球科学*, 42(6): 805-813) [DOI: 10.1007/s11430-012-4445-9]
- Li J, Pei Y Q, Zhao S H, Xiao R L, Sang X and Zhang C Y. 2020. A review of remote sensing for environmental monitoring in China. *Remote Sensing*, 12(7): 1130 [DOI: 10.3390/rs12071130]
- Li T W, Shen H F, Yuan Q Q, Zhang X C and Zhang L P. 2017. Estimating ground-level $PM_{2.5}$ by fusing satellite and station observations: a geo-intelligent deep learning approach. *Geophysical Research Letters*, 44(23): 11985-11993 [DOI: 10.1002/2017GL075710]
- Liu J G, Meng D S, Gui H Q, Yin G F, Zhang F, Zhang S, Zhang H Z and Wang J N. 2018. Development and prospects of disruptive technologies in environmental monitoring. *Chinese Engineering Science*, 20(6): 50-56 (刘建国, 孟德硕, 桂华侨, 殷高方, 张甫, 张曙, 张红振, 王金南. 2018. 环境监测领域颠覆性技术的发展与展望. *中国工程科学*, 20(6): 50-56)
- Joharestani M Z, Cao C X, Ni X L, Bashir B and Talebiesfandarani S. 2019. $PM_{2.5}$ prediction based on random forest, XGBoost, and deep learning using multisource remote sensing data. *Atmosphere*, 10(7): 373 [DOI: 10.3390/atmos10070373]
- Pyo J C, Duan H T, Baek S, Kim M S, Jeon T, Kwon Y S, Lee H and Cho K H. 2019. A convolutional neural network regression for quantifying cyanobacteria using hyperspectral imagery. *Remote Sensing of Environment*, 233: 111350 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.111350]
- Qin K, Han X, Li D H, Xu J, Loyola D, Xue Y, Zhou X R, Li D, Zhang K F and Yuan L M. 2020. Satellite-based estimation of surface NO_2 concentrations over east-central China: a comparison of PMINO and OMNO2d data. *Atmospheric Environment*, 224: 117322 [DOI: 10.1016/j.atmosenv.2020.117322]
- Tan J C, NourEldeen N, Mao K B, Shi J C, Li Z L, Xu T R and Yuan Z J. 2019. Deep learning convolutional neural network for the retrieval of land surface temperature from AMSR2 data in China. *Sensors*, 19(13): 2987 [DOI: 10.3390/s19132987]
- 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: 10.3390/rs9111133]
- Vasit S, Kyle T, Peterson, et al) Sagan V, Peterson K T, Maimaitijiang M, Sidike P, Sloan J, Greeing 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]
- Wang Q, Li Q, Chen L F, Zhang M G and Zhang X Y. 2011. *Atmospheric Environment Satellite Remote Sensing Technology and its Application*. Beijing: Science Press (王桥, 厉青, 陈良富, 张美根, 张兴赢. 2011. 大气环境卫星遥感技术及其应用. 北京: 科学出版社)
- Wang Q, Li Q, Wang Z T, Chen H, Mao H Q and Chen C H. 2017. A quantitatively operational judging method for the process of large regional heavy haze event based on satellite remote sensing and numerical simulations. *Atmosphere*, 8(11): 222 [DOI: 10.3390/atmos8110222]
- Wang Q, Li Q, Gao J, Wang Z F and Yu H Y. 2017. *PM_{2.5} Monitoring Technology and Application using Satellite Remote Sensing*. Beijing: China Environmental Press (王桥, 厉青, 高健, 王自发, 于海燕. 2017. *PM_{2.5} 卫星遥感技术及其应用*. 北京: 中国环境出版社)
- 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]
- Ministry of Environmental Protection. 2014. Remote sensing survey and assessment of ten years' change of ecological environment in China (2000-2010). Beijing: Science Press (环境保护部. 2014. 全国生态环境十年变化(2000—2010年)遥感调查与评估. 北京: 科学出版社)
- Wang Q, Sun D Y, Li Y M, Le C F and Huang C C. 2010. Mechanisms of remote-sensing reflectance variability and its relation to bio-optical processes in a highly turbid eutrophic lake: lake Taihu (China). *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 48(1): 575-584 [DOI: 10.1109/TGRS.2009.2027316]
- Wang Q, Wei B, Wang C Z and Zhang F. 2010. *Remote Sensing Monitoring of Ecological Environment based on HJ-1 Satellite*. Beijing: Science Press (王桥, 魏斌, 王昌佐, 张峰. 2010. 基于环境一号卫星的生态环境遥感监测. 北京: 科学出版社)
- Wang Q and Wu C Q. 2013. *Application Principle and Case of Water Environment Remote Sensing*. Beijing: Science Press (王桥, 吴传庆. 2013. 水环境遥感应用原理与案例. 北京: 科学出版社)
- Wang Q. 2015. *Remote Sensing Methods and Applications in Regional Ecological Supervision*. Beijing: China Environmental Press (王桥. 2015. 区域生态保护的遥感监管方法与应用. 北京: 中国环境出版社)
- Wang Q and Zhu L. 2018. *Urban Black and Odorous Water Monitoring Technique and Application using Remote Sensing*. Beijing: China Environmental Press (王桥, 朱利. 2018. 城市黑臭水体遥感监测技术与应用示范. 北京: 中国环境出版社)
- 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.envpol.2018.08.029]
- 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 Y S, Wu L, Ren H Z, Deng L C and Zhang P C. 2020. Retrieval

of water quality parameters from hyperspectral images using hy-

brid Bayesian probabilistic neural network. Remote Sensing, 12

(10): 1567 [DOI: 10.3390/rs12101567]

Progress of environmental remote sensing monitoring technology in China and some related frontier issues

WANG Qiao

Ministry of Ecology and Environment Center for Satellite Application on Ecology and Environment, Beijing 100094, China

Abstract: The urgent need of environmental pollution prevention and ecological civilization construction in the new period has promoted the rapid development of environmental remote sensing monitoring technology. Over the past 20 years and more, China's environmental remote sensing monitoring has gradually entered the main battlefield of national ecological and environmental protection from scratch. It has become an indispensable and important technical means for national environmental management and decision making, playing a key supporting role. Faced with the new situation and new requirements of implementing the strictest ecological and environmental protection system, scientific, precise, and law-based pollution control, China's environmental remote sensing monitoring is faced with unprecedented opportunities and challenges. This paper first reviews the work history of environmental remote sensing monitoring in China with the construction and application of environmental monitoring satellites as the main line. Starting with the research overview of typical key technologies, this paper then summarizes the progress of key technologies of water environment remote sensing monitoring, atmospheric environment monitoring, and ecological environment monitoring. Combined with the development of advanced technologies, such as high-performance Earth observation and big data, the frontier issues of subsequent environmental satellites, active remote sensing discovery of ecological environmental problems, big data of remote sensing monitoring, and environmental remote sensing inversion based on deep learning, are discussed. The problems and development direction of environmental remote sensing in China are pointed out. The development and application prospects of relevant technologies are analyzed and prospected. The national environmental remote sensing monitoring technology system has been successfully established, and the operational capability of environmental remote sensing has been basically formed. These achievements are due to the great attention of relevant national departments and the joint efforts of the author's team and relevant researchers. A new generation of environmental monitoring satellites featuring high-resolution detection is rapidly developing. The technical performance of the environmental satellite payloads will be greatly improved. The study of environmental remote sensing mechanism is attracting much attention, and the accuracy and efficiency of environmental remote sensing monitoring will be improved. China's environmental remote sensing monitoring is integrated with artificial intelligence, big data, and other new technologies, and accelerates from the model-driven era centered on mathematical modeling to the data-driven era characterized by intelligent perception. These conditions will give birth to new environmental remote sensing application scenarios and big data products and make environmental remote sensing monitoring develop toward intelligent perception, intelligent warning, intelligent decision, and intelligent service.

Key words: remote sensing monitoring of ecological environment, high performance environment satellite, big data of environmental monitoring, deep learning