

· 专题:双清论坛“湿地保护和修复的基础理论及关键技术问题” ·

湿地遥感制图研究现状与展望*

钟燕飞^{1**} 吴浩² 刘寅贺¹

1. 武汉大学 测绘遥感信息工程国家重点实验室, 武汉 430079

2. 华中师范大学 城市与环境科学学院, 武汉 430079

[摘要] 遥感技术是现有进行湿地制图的最有效的方法之一,但是由于湿地本身类别多样且地物构成复杂,使得遥感制图任务十分具有挑战性。随着遥感大数据时代的到来,湿地遥感制图将进入高分辨率、智能化和精细化制图的新时代。论文回顾了湿地的遥感观测机理,并介绍了常用的遥感数据源,尤其是近些年发展的高分辨率和高光谱卫星数据。系统阐述了当前大数据和人工智能理论发展衍生的智能化遥感图像解译算法及其在湿地制图中的应用。分析现有的不同尺度下湿地遥感的典型应用,其总体上呈现的发展趋势如下:在数据方面,由中低分辨率发展到高分辨率遥感;在模型方面,从传统模型驱动发展到数据驱动方法;在应用方面,从单一的湿地范围制图到精细的湿地亚类及其内部地物识别。面对日益严峻的湿地保护形势,复杂多样的景观特性使湿地遥感制图的进一步发展面临困境。本文展望了遥感大数据时代下数据驱动的湿地制图研究趋势,具体包括:湿地遥感大数据融合与挖掘、湿地知识引导的新一代人工智能湿地监测、全球湿地遥感制图,以共同推动未来湿地遥感制图与监测向全球尺度、更高频次、更高分辨率、更细粒度的方向发展。

[关键词] 多源遥感;遥感大数据;湿地制图;智能处理;湿地监测

在国际湿地公约中,湿地指天然或人工、长久或暂时性的沼泽地、泥炭地或水域地带,带有静止或流动的淡水、半咸水及咸水体,包括低潮时水深不超过6米的海域^[1]。根据联合国千年生态系统评估(Millennium Ecosystem Assessment)^[2],湿地是全球价值最高的生态系统,凭其独特的涵养水源、调蓄洪水和固碳释氧特性被誉为“地球之肾”。但是由于全球经济发展过程中长期忽视湿地生态资源的保护,许多湿地已被开发为城市或农业用地,全球湿地功能退化问题日益突出。自20世纪以来,全球大约50%的湿地已经消失^[3,4],超过60%的欧洲和北美沼泽已经丧失或退化^[2]。我国是世界上湿地资源最丰富的国家之一,湿地种类齐全且分布广泛。但我国面临着严重的湿地流失和功能退化问题,近30年来,我国的湿地面积减少了近33%^[5]。湿地资源的开发、利用与保护已经成为了国际社会广泛关注的热点问题。



钟燕飞 武汉大学教授,英国工程技术学会(IET)会士。主要从事遥感信息智能处理与应用方面的研究,在*Remote Sensing of Environment*、*IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*、*ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*等国内外高水平期刊发表文章100余篇,入选爱思唯尔2020“中国高被引学者”榜单,获中国青年科技奖、全国优秀博士学位论文奖、测绘科技进步奖一等奖、美国摄影测量与遥感协会主席奖、SPIE理论创新奖、IEEE GRSS高光谱视频竞赛冠军。担任*IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*和*International Journal Of Remote Sensing*等期刊副主编。

为了保护全球湿地,全球性政府间1971年签订了国际重要湿地公约《关于特别是作为水禽栖息地的国际重要湿地公约》(简称“湿地公约”)。该公约是全球唯一的针对单一生态系统保护的环境公约,旨在协调各缔约国,确保全球范围内的各种湿地及

收稿日期:2022-02-17;修回日期:2022-06-06

* 本文根据第289期“双清论坛”讨论的内容整理。

** 通信作者,Email:zhongyanfei@whu.edu.cn

本文受到国家自然科学基金项目(42071350)的资助。

其生物多样性得到良好的保护管理并充分利用其资源。我国于 1992 年加入国际湿地公约,2021 年 12 月 24 日,我国通过了《中华人民共和国湿地保护法》,自 2022 年 6 月 1 日起施行。《湿地保护法》坚持人与自然生命共同体理念,从维护湿地生态系统整体性出发,对湿地资源管理、保护与利用、修复、监督检查等作出明确规定^[6]。这是我国首次专门针对湿地生态系统进行立法保护,为推进湿地保护修复提供了法治保障。

传统的湿地野外采样调查方法不仅人力与经济成本高,并且对湿地具有破坏性,对于难以进入的区域,不能及时、有效地更新。如图 1 所示,遥感技术作为一种非接触式的观测手段,可以宏观、快速地获取地表在不同波段(可见光、近红外、热红外、微波)的遥感数据,观测湿地的光谱、空间、散射乃至物候特性,进而提取湿地各类地学宏观信息,如湿地边界范围、湿地种类识别、湿地内部土地覆盖和植被类型、土壤含水量、植被生物量等,已经成为湿地制图的重要技术手段^[7, 8]。

本文旨在回顾基于遥感技术的湿地制图的国内外研究进展,展望在遥感大数据和人工智能背景下湿地遥感监测研究的发展。首先介绍了湿地的特性

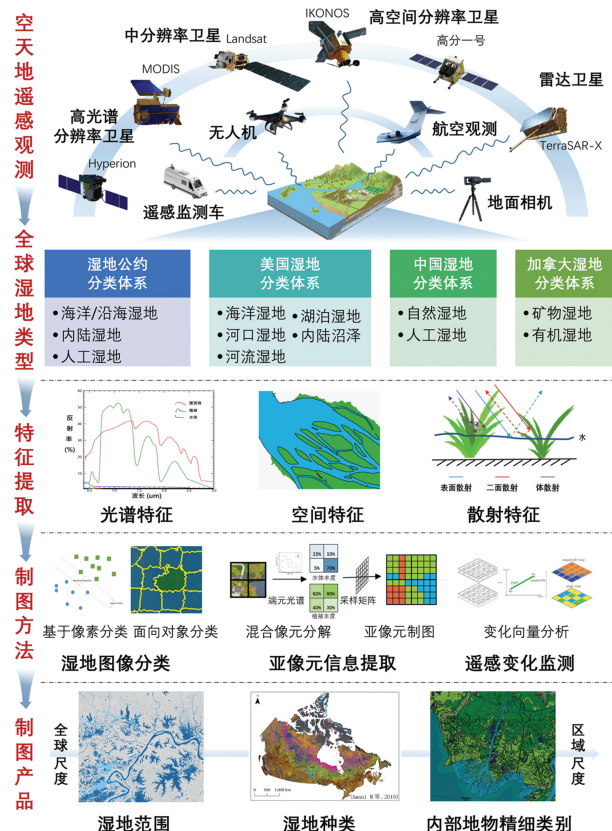


图 1 湿地遥感制图框架

及其通过遥感观测所呈现的光谱、空间和散射特性,并回顾了常用的遥感观测数据源;其次介绍了主要的用于湿地制图的遥感数据解译手段;最后归纳了近年来遥感技术在不同湿地制图应用中取得的成就并对未来的湿地遥感制图领域的研究方向进行展望。

1 湿地特性与遥感观测机理

1.1 湿地遥感监测难点

湿地是一类复杂的生态系统,其复杂性体现在以下方面:(1) 湿地范围模糊多变。由于湿地多处于水陆交接处的过渡带,往往不具有可以明确划分的边界。此外湿地的水位可能会因融雪、降水或人为活动产生季节性变化,导致湿地的范围一直处于动态变化的状态。(2) 湿地类别种类繁多。湿地是一个广义概念,其种类繁多且难以区分,这些类别间的区分性很小。如图 2 所示,在湿地公约中,湿地被分为内陆湿地、滨海湿地和人工湿地三个大类以及 42 个细分类别^[9]。但是不同国家根据各自国情,又进一步明确了各自的湿地分类体系,如我国在将湿地划分为自然湿地和人工湿地的基础上,又细化出了 16 种湿地二级类别^[10];美国使用的 Cowardin 分类系统将湿地分为了海洋湿地、河口湿地、河流湿地、湖泊湿地和内陆沼泽 5 个大类^[11];加拿大湿地

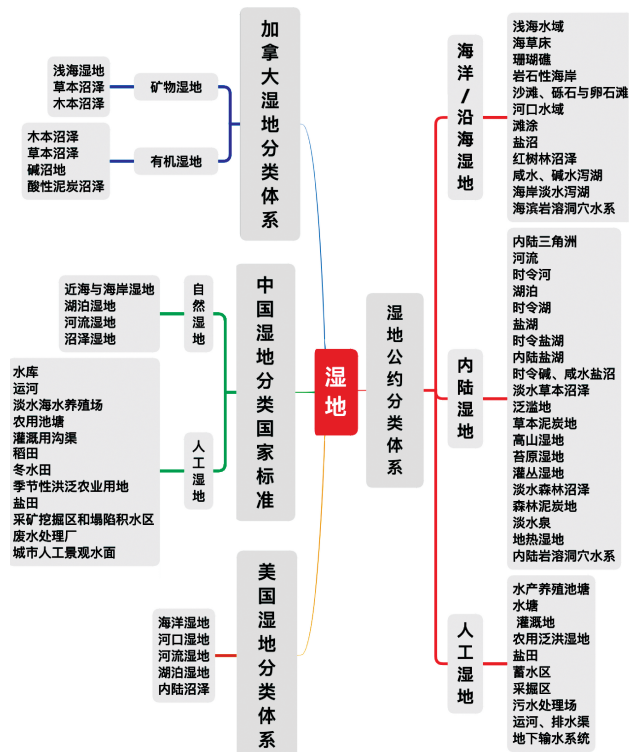


图 2 国际常用湿地分类体系

分类系统将湿地分为矿物湿地和有机湿地两大类和7个亚类^[12]。(3) 湿地内部地物构成复杂。即使是同一类别的湿地,其内部构成仍然十分复杂。从湿地的内部构成来讲,湿地并不是某一种特定地物,而是由气象、地形、土壤、水体、生物群落和人类活动等多方面因素相互作用形成的高层次土地利用类别,且湿地中的植被物种繁多,不同群落间杂糅在一起,形成了十分复杂的生态系统。

1.2 湿地遥感观测特性

遥感技术主要通过捕捉湿地地物的光谱、几何特性,并且能穿透湿地松散沉积物下面一定深度的物体,从而实现对湿地的物体之间成分、结构、物理性质、生物及空间模式的监测。其中,光谱特征是遥感技术观测湿地最主要的特征之一。太阳光照射到湿地上时,会发生反射、透射以及吸收,观测分析反射的光谱信息是遥感观测地物最重要的方式。但湿地地物的光谱特征比陆地上的地物更加复杂,主要有两个原因。首先,湿地中的地物具有较强的光谱和空间变异性,由于湿地环境梯度变化很大,使得不同生态间的过渡带很短,通常很难清晰的确定植被群落之间的界限^[13]。其次,湿地植被的冠层反射光谱都十分接近,并且受到底层土壤、积水以及高湿背景下大气蒸汽带来的影响,使得光谱的反射率降低,尤其在近到中红外波段,湿地中植被的监测非常困难。

由于不同物种的植被生化成分相似,其光谱吸收特征范围通常是重叠的。叶片和冠层内也存在多重散射,导致吸收特征变宽,当达到饱和时,来自吸收特征的反射率也会趋于相近。因此湿地植被间的特征提取非常困难。相较于仅能有效区分开阔水域的可见光波段来说,近红外波段可以较好地区分水陆交接处的边缘轮廓。此外,中红外波段对土壤水分和植被水分敏感,更适用于对湿地水分特征的研究^[14]。

单单依靠光谱特性来区分湿地类别很容易与其他地物混淆。这是由于湿地中存在相同的地物呈现出不同的光谱特性(同物异谱)和不同类型的地物呈现出相同的光谱特征(异物同谱)问题。但临近的不同像素间可以构成具有一定规律的空间模式,这种空间特性能够作为监测湿地的重要信息。比如滨海咸水湖在空间上表现为多边形浅水水体,通常由岛屿或礁体将其与海域分隔,其有一个或多个狭窄水道与海域相通。然而湿地的空间特性往往不单是纹理简单的水体,而是包括其附近的河岸与海岸,且湿

地中以水生植物为主,湿地的底层主要为水成土或被水覆盖,在空间上的特征十分复杂。

湿地生态呈现出一种立体结构,其表面常年保持着一定水位深度的积水,湿地的植被则分布在水下、水中或漂浮在水上,这在光谱特性和空间特性上会与表层相似的地理空间产生混淆,因此,湿地的散射特性也是遥感观测湿地非常重要的信息。合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)作为一种主动微波遥感成像雷达,其接收的后向散射信号也是湿地研究重要的信息源^[15, 16],能够反映湿地的表面粗糙度、植被的物理结构特征和介电常数相关。一般来说,湿地静水表面发生表面散射,后向散射能量非常小,在图像上呈现暗色调;淹水植被发生二次散射,在图像上呈现亮色调;非淹水植被发生体散射,在图像上亮度适中^[17]。且SAR具有全天候的观测优势,能够捕获完整的湿地植被生长阶段与水体变化等时间维度上的物候特征。SAR独特的成像模式所捕获的散射特性与物候特性是湿地光谱特性与空间特性的重要补充。

1.3 湿地遥感观测数据源

遥感观测数据源可以按照不同的平台分为地面遥感、航空遥感和航天遥感。地面遥感难以应对大面积的湿地监测任务,航空遥感可以实现高空间分辨率、高光谱分辨率数据(双高数据)的获取,但航空遥感成本较高,且难以对大范围区域进行长时序的监测。航天平台受观测能力的限制,星载数据往往只能在空间分辨率、光谱分辨率、时间分辨率等性能上有所取舍,一般分为高光谱遥感影像、高分辨率遥感影像和中低分辨率影像。常见的不同类型遥感观测数据源如表1所示。

中分辨率卫星遥感数据为大面积湿地监测提供了一种有效的工具。美国的Landsat卫星记录了全球近50年的多光谱数据,是最主要的数据源。欧洲航天局的“哨兵”可以实现对全球5天一次的观测,已成Landsat数据的重要补充。中分辨率数据观测频次高,覆盖范围大,是国际上进行湿地长时序监测、分类制图等应用的重要数据源。

高空间分辨率卫星遥感数据主要用于提取湿地的空间特性。其中美国的IKONOS、WorldView等卫星能够观测全球优于1米分辨率的全色及多光谱影像,在湿地研究中有着广泛的应用。我国在高分辨对地观测能力方面有着显著的发展,“高分专项”系列等国产高分辨率卫星已逐渐成为我国湿地遥感监测中重要的数据来源。

高光谱卫星遥感数据得益于高光谱传感器数十到数百个波段的观测能力,能够提供湿地植被详细的光谱信息。中分辨率成像光谱仪(MODIS)具有较高的时间分辨率和大覆盖范围,在以粗略的空间分辨率绘制湿地范围和动态方面具有显著优势。国产高光谱卫星近年来也有较大发展,如环境一号 A 星、高分五号、资源一号 02D、珠海一号、启明星等,国产高光谱卫星在未来湿地精细监测中具有很大的应用潜力。

雷达卫星和光学卫星的成像机理差异较大,因此常作为独立的一类来讨论。TerraSAR-X、

RADARSAT、Sentinel-1 等传感器数据已广泛应用在湿地研究中^[18]。相较于光学数据,SAR 数据不受云雨天气的影像,在受灾应急监测、云雨地区时序分析、水位监测等任务中起到了重要的作用。

随着对全球地观测技术的发展,不同观测平台可以源源不断地获取多种分辨率、多种模态的海量遥感大数据。单一的数据源无法满足湿地遥感监测的所有需求,而不同数据源各具特色,能够相互补充。因此,若想实现更加全面准确的湿地遥感监测与制图,需要通过数据融合、数据挖掘等大数据技术充分利用多源遥感数据。

表 1 常见遥感观测数据源

数据类型	名称	空间分辨率	波段数目	在轨时间	重访周期	应用
航空数据	HYSPEX	/	436	/	/	高分辨率确湿地分布制图 ^[19] ,湿地植被类型精细识别 ^[20] ,红树林湿地分类 ^[21] 。
	AVIRIS	/	224	/	/	
	HYDICE	/	210	/	/	
	CASI-1500	/	144	/	/	
	ROSIS-03	/	115	/	/	
	UAVSAR	/	L	/	/	
中分辨率数据	Landsat 1—3	80 米	4	1972—1983 年	18 天	地表覆盖分类 ^[22-24] ,全球范围的地表水监测 ^[25] ,湿地亚类制图 ^[26-30] ;湿地洪水制图 ^[31] ;长时序地表水监测 ^[32] ;湿地亚像元制图 ^[33] 。
	Landsat 4—5	30 米	7	1982—2013 年	16 天	
	Spot 1—4	10 米/20 米	1—4	1986—2013 年	4~5 天	
	Landsat 7—9	15 米/30 米	8—11	1999 年至今	16 天	
	ALOS	2.5 米/10 米	4	2006—2011 年	2 天	
	Sentinel-2	10~60 米	13	2015 年至今	5~10 天	
高分辨率数据	IKONOS	1 米/4 米	4	1999—2015 年	3 天	高精度湿地植被分类 ^[34, 35] ;高精度湿地制图 ^[36-38] 。
	QuickBird	0.61 米/2.88 米	4	2001—2015 年	1~6 天	
	SPOT-5	2.5 米/10 米	4	2002—2015 年	2~3 天	
	WorldView 1—4	0.31~0.50 米/ 1.24~1.85 米	4—8	2007 年至今	1~1.7 天	
	高分一号	2 米/8 米	4	2013 年至今	2~4 天	
	高分二号	0.8 米/3.2 米	4	2014 年至今	5 天	
高光谱数据	MODIS	250 米/500 米/1000 米	36	1999 年至今	16 天	精细湿地类别和湿地内部地物识别 ^[39, 40] 。
	Hyperion	30 米	242	2000—2017 年	16 天	
	CHRIS	17 米/34 米	153	2001 年至今	7 天	
	HJ-1A-HSI	100 米	115	2008 年至今	31 天	
	珠海一号-OHS	10 米	256	2018 年至今	1~2 天	
	高分五号-AHSI	30 米	330	2018 年至今	51 天	
雷达数据	RADARSAT-1	8~100 米	C	1995—2013 年	24 天	全球湿地制图 ^[41] ,受灾应急监测 ^[42] ,云雨地区时序分析 ^[43] ,极化 SAR 提高湿地分类精度 ^[44, 45] ,红树林分类及监测 ^[46] 。
	Envisat-ASAR	10~1000 米	C	2002—2012 年	35 天	
	TerraSAR-X	1~16 米	X	2007 年至今	11 天	
	RADARSAT-2	1~100 米	C	2007 年至今	24 天	
	Sentinel-1	5~40 米	C	2014 年至今	12 天	
	ALOS2-PALSAR2	1~100 米	L	2014 年至今	14 天	
	高分三号	1~100 米	C	2016 年至今	1.5~3 天	

* 空间分辨率中 * 米 / * 米 分别表示全色影像和多光谱影像的分辨率。

2 湿地遥感制图方法

传统的湿地遥感制图手段需要通过专家人工解译并编制湿地专题图。现阶段遥感制图中的要素矢量化、符号化以及地图编制的技术已经相对成熟。而面对海量的天空地遥感观测数据,如何快速、高效、智能化地解译遥感影像中的信息一直是遥感领域研究的核心问题。如表 2 所示,现有的湿地遥感解译算法可以分为 3 类,分别是:(1) 图像分类;识别影像中每个像素的湿地或地物类别;(2) 亚像元信息处理:从混合像元内部提取亚像元的端元丰度及其空间分布;(3) 变化检测:利用多时相的遥感影像识别湿地变化区域与变化类型。

2.1 湿地遥感图像分类

湿地图像分类旨在利用遥感图像对湿地种类和湿地内部地物类型进行识别。由于湿地的空间分布复杂且边界模糊,不同类别间的可区分性小,但类别内的差异却明显,这使得湿地分类,尤其是对湿地亚类进行识别是非常困难。湿地遥感分类是湿地遥感监测中最基础的任务,主要有基于像素的、面向对象的以及基于深度学习的方法。

基于像素的分类方法是根据像素的光谱信息或手工设计提取的特征^[28, 38, 47, 48],使用基于支持向量机^[53, 54]或随机森林^[29, 53, 55, 56]等分类器进行湿地类别的识别。基于像素的分类方法较少考虑地物的结

构、纹理等相邻像素之间的关系,难以识别复杂湿地类别。

面向对象的分类方法以若干同质性像元组成的“对象”为处理单元,综合分析对象的光谱特征^[28, 38, 47]及形状^[28]、纹理^[28, 47]、大小^[28, 47]等空间特征。尽管使用的分类器与基于像素的分类方法相似,但是地物对象提取的特征能够得到更加规整的结果和更高的分类精度,因此面向对象的分类方法被广泛地运用到湿地遥感分类中。但面向对象的方法依赖于图像分割和特征提取的结果^[28, 57],分类过程更为复杂。

近年来,深度学习人工智能技术取得了迅速发展,其中的卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)被广泛运用于图像识别的任务中。CNN 无需设计像素或对象的特征,而是在大量样本驱动下自动学习影像的深度语义特征并输出整个图像的类别。利用 CNN 强大的光谱和空间特征学习能力,深度学习技术已经在一些湿地分类中取得了成功应用^[39, 54, 58]。在 CNN 的基础上,全卷积神经网络(Fully Convolutional Networks, FCN)是湿地遥感图像分类应用中更加有效的算法^[59]。FCN 改善了 CNN 网络空间信息丢失的问题,通过引入解码器恢复特征图的分辨率,最终输出与原始影像等大的分类图,实现端到端的训练和推理。FCN 在处理大幅遥感影像时在制图效率和精度上都有明显提升,

表 2 湿地遥感制图主要方法

制图任务	算法类型	常用算法
湿地分类	基于像素	像素特征 光谱特征:归一化植被指数 ^[28, 38, 47] ,归一化水体指数 ^[28, 47, 48] 纹理特征:灰度共生矩阵 ^[28, 47] ,Gabor 小波纹理
		分类器 最邻近法 ^[38] ,极大似然分类法 ^[49, 50] ,决策树 ^[28, 48-52] ,支持向量机 ^[53, 54] ,随机森林 ^[29, 53, 55, 56]
	面向对象	图像分割 简单线性迭代聚类,均值-漂移法,分形网络演化 ^[28, 57]
		对象特征 光谱特征:均值 ^[28] ,标准差 ^[38, 47] ,亮度 ^[28, 47] ,比率 形状特征:周长 ^[28] ,面积 ^[47] ,紧凑度 ^[28] ,圆度 结构特征:SIFT 算子,Harris 算子
深度学习 卷积自编码器,循环神经网络,深度置信网络,卷积神经网络 ^[39, 54, 58] ,全卷积神经网络 ^[59]		
亚像元信息提取	光谱解混	线性混合模型 全约束最小二乘法 ^[60] ,自适应稀疏约束最小二乘法 ^[60] ,多端元光谱混合分析 ^[61]
	亚像元制图	非线性混合模型 广义双线性模型 空间吸引力模型 ^[62] ,基于遗传算法的亚像元制图模型 ^[63] ,基于 BP 神经网络的亚像元制图模型 ^[63]
变化检测	直接比较	插值法,比值法,回归分析法
	直接变化检测	变化向量分析,主成分分析 ^[57] ,穗帽变换分析,最小噪声分离变换 ^[20] ,Curvelet 变换法 ^[44]
	图像变换	同湿地分类方法 ^[5, 29, 38]
分类后比较		

但是模型训练过程需要更多像素级的标注来驱动模型的训练,因此在湿地遥感分类制图中的应用仍然处于起步阶段。

2.2 湿地遥感亚像元信息提取

湿地是介于陆生生态系统和水生生态系统之间的过渡区域,其天然地存在混合像元问题。首先,湿地景观具有高度复杂的空间分布和光谱特性,其边界模糊性使其水陆交接处存在混合像元。且湿地作物的光谱通常为混合光谱,这是由于湿地中的植被光谱往往与底层土壤和水的混合光谱,这种多层结构也会造成大量混合像元。当影像中存在混合像元时,使用分类方法无法准确地给定像元标签,因此需要进行混合像元分解,来研究湿地亚像元尺度的分布。

光谱解混可以解决光谱混合问题,并提供亚像元级别信息。光谱解混可分为线性混合模型和非线性混合模型这两种模型,前者假设光子只与一种物质发生作用,且物质之间没有相互作用,结构简单,物理意义明确,线性光谱混合模型可分为两大类:(1)基于几何学的解混方法,将高光谱数据看作一个几何单形体,所有的像素点均被包含在内,单形体的顶点即是端元,因此,提取端元也就等价于寻找单形体的顶点。经典算法有纯像元指数算法、顶点成分分析 VCA 算法、内部最大体积法 N-FINDR 算法等^[64]。(2)基于统计学解混方法,经典算法有最小二乘法、独立成分分析法、相关成份分析法等^[60, 61],其中最小二乘法使用最广。而非线性光谱模型更贴近于实际的高光谱遥感图像的情况,但其考虑多种地物之间的辐射量,模型结构比较复杂,实际应用难度较大。

光谱解混模型无法解决混合像元问题中的空间不确定性,亚像元制图不仅可以确定混合像元中各端元的占比,还能够得到端元在空间上的分布。传统亚像元制图方法依据先验知识的不同可以分为三类,基于空间相关性假设理论(如吸引力模型)、基于统计回归模型(包括后向传播神经网络)和基于手工设计的正则化滤波器,如最大后验概率模型^[62, 63]。

2.3 湿地遥感变化监测

湿地生态系统受到季节、气候以及人为因素影响,其边界及内部成分构成往往在不断发生变化。利用不同时间观测的遥感数据,能够对湿地的变化范围及变化类型进行监测。现有的自动遥感影像变

化检测方法主要分为分类后比较法和直接比较法。

分类后比较法首先对研究区域不同影像单独处理,得到各个时相的分类图。然后逐分类图间进行差分得到变化检测结果^[5, 29, 38]。该方法的优点是实施简单,多时相影像间无需进行精准的几何、辐射校正以严格对齐。且分类的样本相较于变化检测样本更容易获得,最终不仅能够输出变化的范围,还能够得到变化的类别,即语义变化。但分类后比较法由于没有考虑多期影像间的时空信息,最终精度受到影像分类精度的限制,且多时相影像的分类误差会进一步累积放大,容易造成大量的伪变化。

直接比较法对同一区域多时相影像经过几何、辐射校正与配准等预处理之后,通过精确的空间叠置,直接比较其光谱特征、空间特征的差异,确定发生变化的位置与类别。常用的直接比较法有影像代数法、主成分分析法、影像回归法、假彩色合成法、光谱特征变异法、交叉相关分析法、变化矢量分析法等^[20, 44, 57]。这类方法对样本要求较低,但对于复杂的变化类型处理效果欠佳。近年来,基于深度学习的变化检测方法成为了研究热点,能够通过数据驱动的方式自动学习多期影像的深层语义特征,提取时空表征得到变化信息^[65]。但是这类方法需要海量的标注样本来驱动,针对湿地的复杂应用场景,仍未得到广泛应用。

除此之外,随着硬件技术的发展,遥感数据的空间、时间、光谱以及辐射分辨率都在不断提高,数据类型也在不断增加,从航天、航空、无人机等遥感平台所获取的遥感数据量急剧增加,遥感数据已经具有明显的大数据特征^[66]。受益于此,大量的重复观测数据被获取,使得遥感数据的维度从三维变成四维(时间维)。具有多时相光谱信息的时间序列遥感数据能更好地缓解图像分类中的同谱异物和同物异谱问题,以及变化检测中受植被物候变化和季节因素引起的伪变化问题^[67]。另外,时序遥感数据还可以解决一些新问题,捕捉地物长期而缓慢的变化趋势^[68],对变化时间的精确提取,进行实时变化检测或预警^[69]。时序遥感数据主要应用在变化检测和分类中,如包含趋势性、突变性和季节性的变化检测和分类^[70]以及多时相多分辨率融合分类^[71]等。虽然深度学习已广泛应用到遥感数据处理中并取得了很好的效果,但针对时序遥感数据的时间—光谱特征的网络结构还需要进一步研究探索。

3 湿地遥感制图应用

表3总结了近年来遥感技术在不同湿地制图应用中取得的成功应用。总体上不同尺度的制图产品呈现以下趋势:在全球尺度下,往往利用中低分辨率遥感影像对湿地范围进行监测。利用图像自动分类的方式,可以实现大尺度的湿地范围制图。如基于像素分类的全球10米分辨率FROM-GLC和ESA WorldCover产品^[55],结合了基于像素和面向对象方法完成的全球30米分辨率Globeland 30产品,以及基于深度学习方法的全球地表覆盖产品Esri Land Cover^[41]。Giri等人^[72]通过遥感影像自动分类的方式监测了全球红树林湿地的分布与状况。但是这些产品只有湿地的单一类别,未能对湿地的亚类进行进一步区分。

在国家尺度下,可以实现更加精细的湿地类别制图,通过构建全国多种湿地类别样本库,结合面向对象的方法,可以实现全国30米分辨率的湿地分类制图,将全国湿地分为内陆湿地、滨海湿地和人工湿

地三个大类以及14个子类^[28]。进行国家或区域级的大尺度湿地变化检测十分有挑战性。宫鹏等^[29]利用Landsat卫星数据,通过自动分类方法监测了我国1990及2000年3大类、15个亚类湿地分布,分析了10年间我国湿地变化在空间和种类上的规律与趋势。牛振国等^[5]通过人工目视解译遥感影像与外业调查的方式,监测并分析了我国自1978至2008年的湿地变化情况。

在区域级制图应用方面,多数研究以某个单一典型湿地作为研究区域,如鄱阳湖、三江平原。在该尺度下不仅能够识别湿地的类别,还能够实现湿地内部的地物分类^[34, 38, 54]。这主要由于在较小的实验区域研究时,往往能以更低的成本采集到高分辨率遥感影像和地面样本。尤其是近年来无人机技术的成熟,通过搭载在无人机上的高光谱传感器,能够采集兼具高空间分辨率和高光谱分辨率的“双高”影像^[54]。这类影像包含前所未有的丰富的地物空间及光谱信息,使得湿地内部地物的精细分类成为了可能。

表3 湿地遥感制图典型应用

制图尺度	应用内容	湿地制图对象	主要数据源	制图年份	制图方法
全球尺度	全球地表覆盖制图 ^[55]	湿地/9种其他地物	Sentinel-2	2017	随机森林像素分类
	全球地表覆盖制图 ^[23]	湿地/9种其他地物	Landsat	2000、2010	基于像素-对象-知识分类 ^[23]
	全球红树林制图 ^[46]	红树林	ALOS, Landsat	2010	极端随机树分类器
	全球地表覆盖制图 ^[49, 50]	湿地/非湿地	MODIS	2008/2013	决策树方法/最大似然法
国家尺度	中国湿地亚类制图 ^[5]	15种湿地	Landsat	1978、1990、2000、2008	人工解译为主
	北美湿地范围制图 ^[51]	湿地/非湿地	MODIS	2013	决策规则
	中国湿地亚类制图 ^[28]	14种湿地	Landsat	2015	面向对象分类
	中国滨海湿地制图 ^[48]	3种湿地	Landsat	2018	基于像素和物候学的算法
	加拿大湿地亚类制图 ^[73]	5种湿地/5种其他地物	Landsat-8	2019	随机森林
区域尺度	中国三江平原湿地内部植被制图 ^[57]	6种植被	GF-1、ALOS、Radarsat-2	2016	多尺度分割、小波主成分分析
	加拿大纽芬兰岛湿地内部地物制图 ^[53]	8种地物	Sentinel-1、Sentinel-2	2018	随机森林、支持向量机
	中国珠海淇澳岛红树林亚类制图 ^[54]	10种红树林物种	无人机影像	2018	支持向量机,卷积神经网络
	美国5个典型湿地内部植被制图 ^[20]	7种植被	机载PROBE-1高光谱数据	2009	MNF变换
	杭州城市湿地内部土地利用制图 ^[38]	8种土地利用类型	IKONOS、QuickBird、WorldView2	2018	面向对象的分类方法

4 湿地遥感研究展望

4.1 湿地遥感大数据融合与挖掘

使用遥感数据进行湿地监测已有 60 多年的历史。使用的数据包括早期的摄影数据、中分辨率影像、高空间分辨率影像、高光谱分辨率影像和雷达成像数据。目前湿地制图等研究进展中,卫星遥感数据的应用已经呈现出高分辨率和多源化的趋势,通过互补不同遥感技术成像方式来更加全面地观测湿地不同方面的特征,从而提升湿地地物监测和识别能力。随着国际上对地观测系统愈发完善,特别是无人机、高光谱、地面传感网技术的不断发展,使得高光谱、高空间分辨率的高光谱高空间分辨率(双高)遥感^[74]以及高空间、光谱和时间分辨率的“三高”数据^[75]的获取成为了可能。天一空一地海量“遥感大数据”已经初具规模,并在以极高的增速不断扩充。

不同于遥感监测建筑物道路、耕地森林等某一种地物,湿地本身高度的复杂性使其无法通过单一数据源实现全面准确的监测。为了提高湿地研究的准确性,除了搜集更多的样本、使用更高的空间分辨率数据外。不同数据源的融合,特别是使用光学图像与雷达或 LiDAR 等不同模态的数据融合,能够更加全面地描述湿地的光谱、空间、散射和物候特性。甚至可以通过与人文经济、生物环境和气象水文等其他湿地相关领域的的数据融合,形成“湿地学大数据”,对湿地遥感大数据进行数据融合和数据挖掘具有很大的研究潜力。

4.2 湿地知识引导的新一代人工智能湿地监测

湿地的类别丰富、形态多样且边界模糊,往往需要丰富经验的专家才能进行解译。数十年来,一直有学者致力于自动化遥感解译的算法研究,力图通过人工智能的方式替代或部分替代人工解译的方式。人工智能及遥感智能自动解译技术的研究在过去几十年中经历了数次革新,传统的自动解译算法采用“模型驱动”的研究范式,但是手工设计的特征与模型往往只能表示地物简单的形态、纹理和光谱等特性,不具备更加抽象的语义信息,难以处理种类繁多、内部构成复杂的湿地特征。

近年来,以深度学习为代表的人工智能技术取得了突破性进展^[76]。深度学习是一种“数据驱动”式的技术,能够通过海量的训练数据自动地学习并提取输入数据的深度语义表征。尽管已经有一些工作将深度学习技术应用于湿地遥感监测中,但是采

用的方法通常衍生于计算机视觉领域的模型,且仍缺乏一套大型的湿地遥感解译数据集,难以开展对数据量要求较高的深度学习方法的研究。

此外,尽管“数据驱动”的方法能够有效地处理海量的多源遥感影像,但是在可解释性方面仍有所欠缺,并且没有充分利用地学知识的与湿地特性的“多源知识”。新一代的人工智能是一种“知识引导”的新型范式,是对“数据驱动”范式的进一步补充,能够通过耦合地学知识图谱等信息,实现模型的可解释与知识的推理^[77, 78]。将遥感特性、专家先验与湿地知识和人工智能技术结合,实现数据驱动和知识引导下的智能化湿地遥感监测方法研究。

4.3 全球湿地遥感制图

以往的湿地遥感学术研究大多集中在区域或国家尺度,只有极少数项目考虑到大陆或全球尺度制图。即使不采用自动解译的方式,政府机关通过投入大量资源所完成的湿地产品如美国的全国湿地名录数据(National Wetlands Inventory)、我国的土地利用调查、地理国情普查数据在更新频次上仍然不足。低频次更新的制图产品不能很好地反映湿地这种高度动态变化的生态系统,实现高频次的大尺度湿地制图具有重要的意义。

随着观测数据源源不断地增加,海量的遥感历史影像存档已经为遥感监测提供了数据支持。计算机硬件、云计算技术的发展,已经实现了遥感大数据的高性能并行计算。同时人工智能技术在不久的将来将能够逐步替代人工解译过程,极大地提升制图的智能化程度。以上技术的发展为数据和算法提供了支持,全球的湿地遥感制图工作仍需要开展国际合作,共同制定全球湿地监测标准体系,协作完成全球湿地样本的搜集与验证,推动智能化的全球湿地制图产品的高频次更新。

5 结语

湿地是地球上最重要的生态系统之一,但是湿地形态多样、类别复杂,且容易在人类活动或气候影响下发生变化。识别湿地范围和类别并监测其变化有助于评估湿地生态系统,更好地了解湿地的趋势和动态并对湿地进行保护。遥感技术能够以非接触的方式对大范围的湿地进行监测,已被证明是进行湿地制图的最有效和最具成本效益的方法。

湿地遥感制图任务十分具有挑战性,这是由于湿地本身类别多样、边界模糊且地物构成复杂,具有十分特殊的光谱、空间及散射特性。近年来,遥感观

测技术取得了长足发展,越加丰富的高分辨率及高光谱观测数据使得更加精细和准确的湿地遥感监测成为可能。伴随着观测手段的进步,新兴的数据驱动的机器学习方法成为了湿地遥感智能化制图的新范式。本文回顾了常见的湿地遥感制图算法,包括图像分类、亚像元制图和变化检测;总结和展示了近些年取得的典型制图应用。总体上在数据方面呈现从中低分辨率发展到高分辨率遥感的趋势;在模型方面呈现从传统模型驱动发展到数据驱动方法的趋势;在应用方面呈现从单一的湿地范围制图到精细的湿地及其内部地物亚类识别的趋势。

随着遥感对地观测系统的发展,高性能计算硬件的进步以及人工智能图像解译技术的突破,湿地遥感制图将进入高分辨率、智能化、精细化和全球化制图时代。但是多源遥感数据融合技术仍需要进一步发展,且最先进的深度学习技术应用仍然处于探索阶段。未来从数据、方法和应用上,数据方面需要充分挖掘多源遥感大数据,融合相关领域地学数据,建立标准化的湿地遥感制图数据集,形成“湿地学大数据”;制图方法上从“模型驱动”走向“数据驱动”和“知识引导”的新范式,研究模型可解释、知识可推理的“湿地知识引导”的新一代人工智能湿地监测方法;统一全球湿地监测标准体系,以共同推动未来湿地遥感制图与监测向全球尺度、更高频次、更高分辨率、更细粒度的方向发展。

参 考 文 献

- [1] Matthews GVT. The Ramsar Convention on Wetlands: its history and development. Switzerland: the Ramsar Convention Bureau, Gland, 1993.
- [2] Assessment ME. Ecosystems and human well-being: wetlands and water. Washington, DC: World resources institute, 2005.
- [3] Nicholls RJ. Coastal flooding and wetland loss in the 21st century: changes under the SRES climate and socio-economic scenarios. *Global Environmental Change*, 2004, 14(1): 69—86.
- [4] Davidson NC. How much wetland has the world lost? Long-term and recent trends in global wetland area. *Marine and Freshwater Research*, 2014, 65(10): 934—941.
- [5] 牛振国, 张海英, 王显威, 等. 1978—2008年中国湿地类型变化. *科学通报*, 2012, 57(16): 1400—1411.
- [6] 朱俊宇. 《湿地保护法》: 湿地保护和修复的法治保障. *人民论坛*, 2022(5): 97—99.
- [7] 李建平, 张柏, 张冷, 等. 湿地遥感监测研究现状与展望. *地理科学进展*, 2007, 26(1): 33—43.
- [8] 丛毓, 邹元春, 吕宪国, 等. 湿地资源调查与湿地监测的比较研究. *湿地科学*, 2021, 19(3): 277—284.
- [9] Davis TJ. The Ramsar Convention manual: a guide to the Convention on Wetlands of International Importance especially as Waterfowl Habitat. Gland: Ramsar Convention Bureau, 1994.
- [10] 国家林业局调查规划设计院. 中华人民共和国国家标准: 湿地分类. 北京: 中国标准出版社, 2009: 12.
- [11] Mahdavi S, Salehi B, Granger J, et al. Remote sensing for wetland classification: a comprehensive review. *GIScience & Remote Sensing*, 2018, 55(5): 623—658.
- [12] National Wetlands Working Group. The Canadian wetland classification system. Waterloo: Wetlands Research Branch, University of Waterloo, 1997.
- [13] Adam E, Mutanga O. Spectral discrimination of papyrus vegetation (*Cyperus papyrus L.*) in swamp wetlands using field spectrometry. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2009, 64(6): 612—620.
- [14] Amani M, Salehi B, Mahdavi S, et al. Temperature-vegetation-soil moisture dryness index (TVMDI). *Remote Sensing of Environment*, 2017, 197: 1—14.
- [15] Henderson FM, Lewis AJ. Radar detection of wetland ecosystems: a review. *International Journal of Remote Sensing*, 2008, 29(20): 5809—5835.
- [16] Guo M, Li J, Sheng CL, et al. A review of wetland remote sensing. *Sensors*, 2017, 17(4): 777.
- [17] Brisco B. Mapping and monitoring surface water and wetlands with synthetic aperture radar. *Remote Sensing of Wetlands: Applications and Advances*, 2015: 119—136.
- [18] Adeli S, Salehi B, Mahdianpari M, et al. Wetland monitoring using SAR data: A meta-analysis and comprehensive review. *Remote Sensing*, 2020, 12(14): 2190.
- [19] Rapinel S, Hubert-Moy L, Clément B. Combined use of LiDAR data and multispectral earth observation imagery for wetland habitat mapping. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015, 37: 56—64.
- [20] Zomer RJ, Trabucco A, Ustin SL. Building spectral libraries for wetlands land cover classification and hyperspectral remote sensing. *Journal of Environmental Management*, 2009, 90(7): 2170—2177.
- [21] Sulong I, Mohd-Lokman H, Mohd-Tarmizi K, et al. Mangrove mapping using Landsat imagery and aerial photographs: Kemaman District, Terengganu, Malaysia. *Environment, Development and Sustainability*, 2002, 4(2): 135—152.
- [22] Gong P, Wang J, Yu L, et al. Finer resolution observation and monitoring of global land cover: first mapping results with Landsat TM and ETM+ data. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(7): 2607—2654.

- [23] Chen J, Chen J, Liao AP, et al. Global land cover mapping at 30 m resolution: a POK-based operational approach. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2015, 103: 7—27.
- [24] 宋开山, 刘殿伟, 王宗明, 等. 1954年以来三江平原土地利用变化及驱动力. *地理学报*, 2008, 63(1): 93—104.
- [25] Feng M, Sexton JO, Channan S, et al. A global, high-resolution (30-m) inland water body dataset for 2000: first results of a topographic-spectral classification algorithm. *International Journal of Digital Earth*, 2016, 9(2): 113—133.
- [26] Son NT, Chen CF, Chang NB, et al. Mangrove mapping and change detection in Ca mau peninsula, Vietnam, using landsat data and object-based image analysis. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(2): 503—510.
- [27] Kovacs JM, Wang J, Blanco-Correa M. Mapping disturbances in a mangrove forest using multi-date landsat TM imagery. *Environmental Management*, 2001, 27(5): 763—776.
- [28] Mao DH, Wang ZM, Du BJ, et al. 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*, 2020, 164: 11—25.
- [29] Gong P, Niu ZG, Cheng X, et al. China's wetland change (1990—2000) determined by remote sensing. *Science China Earth Sciences*, 2010, 53(7): 1036—1042.
- [30] 牛振国, 宫鹏, 程晓, 等. 中国湿地初步遥感制图及相关地理特征分析. *中国科学(D辑)*, 2009(2): 188—203.
- [31] Thomas RF, Kingsford RT, Lu Y, et al. Mapping inundation in the heterogeneous floodplain wetlands of the Macquarie Marshes, using Landsat Thematic Mapper. *Journal of Hydrology*, 2015, 524: 194—213.
- [32] Mueller N, Lewis A, Roberts D, et al. Water observations from space: mapping surface water from 25 years of Landsat imagery across Australia. *Remote Sensing of Environment*, 2016, 174: 341—352.
- [33] Xia HM, Zhao W, Li AN, et al. Subpixel inundation mapping using landsat-8 OLI and UAV data for a wetland region on the zoige plateau, China. *Remote Sensing*, 2017, 9(1): 31.
- [34] Heumann BW. An object-based classification of mangroves using a hybrid decision tree—Support vector machine approach. *Remote Sensing*, 2011, 3(11): 2440—2460.
- [35] Lantz NJ, Wang JF. Object-based classification of Worldview-2 imagery for mapping invasive common reed, *Phragmites australis*. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2013, 39(4): 328—340.
- [36] Chen P, Liew SC, Lim R, et al. Coastal and marine habitat mapping for the Straits of Malacca using spot and Landsat data. 2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium-IGARSS. Melbourne, VIC, Australia. IEEE, 2013: 2431—2434.
- [37] Zhu MS, Sun T, Shao DD. Impact of land reclamation on the evolution of shoreline change and nearshore vegetation distribution in Yangtze River Estuary. *Wetlands*, 2016, 36(1): 11—17.
- [38] Hu TG, Liu JH, Zheng G, et al. Quantitative assessment of urban wetland dynamics using high spatial resolution satellite imagery between 2000 and 2013. *Scientific Reports*, 2018, 8: 7409.
- [39] Liu C, Tao R, Li W, et al. Joint classification of hyperspectral and multispectral images for mapping coastal wetlands. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 14: 982—996.
- [40] Jiao LL, Sun WW, Yang G, et al. A hierarchical classification framework of satellite multispectral/hyperspectral images for mapping coastal wetlands. *Remote Sensing*, 2019, 11(19): 2238.
- [41] Karra K, Kontgis C, Statman-Weil Z, et al. Global land use / land cover with Sentinel 2 and deep learning 2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS. Brussels, Belgium. IEEE, 2021: 4704—4707.
- [42] Brisco B, Murnaghan K, Wdowski S, et al. Evaluation of RADARSAT-2 acquisition modes for wetland monitoring applications. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2015, 41(5): 431—439.
- [43] Marechal C, Pottier E, Hubert-Moy L, et al. One year wetland survey investigations from quad-pol RADARSAT-2 time-series SAR images. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 2012, 38(3): 240—252.
- [44] Schmitt A, Brisco B. Wetland monitoring using the curvelet-based change detection method on polarimetric SAR imagery. *Water*, 2013, 5(3): 1036—1051.
- [45] Brisco B, Schmitt A, Murnaghan K, et al. SAR polarimetric change detection for flooded vegetation. *International Journal of Digital Earth*, 2013, 6(2): 103—114.
- [46] Bunting P, Rosenqvist A, Lucas RM, et al. The global mangrove watch—a New 2010 global baseline of mangrove extent. *Remote Sensing*, 2018, 10(10): 1669.
- [47] 谢静, 王宗明, 毛德华, 等. 基于面向对象方法和多时相HJ-1影像的湿地遥感分类——以完达山以北三江平原为例. *湿地科学*, 2012, 10(4): 429—438.
- [48] Wang XX, Xiao XM, Zou ZH, et al. Mapping coastal wetlands of China using time series Landsat images in 2018 and Google Earth Engine. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2020, 163: 312—326.

- [49] Tateishi R, Hoan NT, Kobayashi T, et al. Production of global land cover data-GLCNMO2008. *Journal of Geography and Geology*, 2014, 6(3): 99.
- [50] Shirahata L M, Iizuka K, Yusupujiang A, et al. Production of global land cover data-GLCNMO2013. *Journal of Geography and Geology*, 2017, 9(3).
- [51] Tana GG, Letu HS, Cheng ZK, et al. Wetlands mapping in North America by decision rule classification using MODIS and ancillary data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2013, 6(6): 2391—2401.
- [52] Moghaddam M, McDonald K, Cihlar J, et al. Mapping wetlands of the North American boreal zone from satellite radar imagery. *IGARSS 2003. 2003 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Proceedings. Toulouse, France. IEEE, 2003*: 261—263.
- [53] Mahdianpari M, Salehi B, Mohammadimanesh F, et al. The first wetland inventory map of Newfoundland at a spatial resolution of 10 m using sentinel-1 and sentinel-2 data on the google earth engine cloud computing platform. *Remote Sensing*, 2018, 11(1): 43.
- [54] Cao JJ, Leng WC, Liu K, et al. Object-based mangrove species classification using unmanned aerial vehicle hyperspectral images and digital surface models. *Remote Sensing*, 2018, 10(1): 89.
- [55] Gong P, Liu H, Zhang M, et al. 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*, 2019, 64(6): 370—373.
- [56] Bunting P, Rosenqvist A, Lucas R, et al. The global mangrove watch—A new 2010 global baseline of mangrove extent. *Remote Sensing*, 2018, 10(10): 1669.
- [57] Fu BL, Wang YQ, Campbell A, et al. Comparison of object-based and pixel-based Random Forest algorithm for wetland vegetation mapping using high spatial resolution GF-1 and SAR data. *Ecological Indicators*, 2017, 73: 105—117.
- [58] Rezaee M, Mahdianpari M, Zhang Y, et al. Deep convolutional neural network for complex wetland classification using optical remote sensing imagery. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(9): 3030—3039.
- [59] DeLancey ER, Simms JF, Mahdianpari M, et al. Comparing deep learning and shallow learning for large-scale wetland classification in Alberta, Canada. *Remote Sensing*, 2019, 12(1): 2.
- [60] Na X, Li XM, Li WL, et al. Wetland mapping using HJ-1A/B hyperspectral images and an adaptive sparse constrained least squares linear spectral mixture model. *Remote Sensing*, 2021, 13(4): 751.
- [61] Bian JH, Li AN, Zhang ZJ, et al. Monitoring fractional green vegetation cover dynamics over a seasonally inundated alpine wetland using dense time series HJ-1A/B constellation images and an adaptive endmember selection LSMM model. *Remote Sensing of Environment*, 2017, 197: 98—114.
- [62] Sidike P, Sagan V, Maimaitijiang M, et al. dPEN: deep Progressively Expanded Network for mapping heterogeneous agricultural landscape using WorldView-3 satellite imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2019, 221: 756—772.
- [63] Li LY, Chen Y, Xu TB, et al. Super-resolution mapping of wetland inundation from remote sensing imagery based on integration of back-propagation neural network and genetic algorithm. *Remote Sensing of Environment*, 2015, 164: 142—154.
- [64] Hong DF, He W, Yokoya N, et al. Interpretable Hyperspectral Artificial Intelligence: when nonconvex modeling meets hyperspectral remote sensing. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2021, 9(2): 52—87.
- [65] Zheng Z, Zhong YF, Tian SQ, et al. ChangeMask: Deep multi-task encoder-transformer-decoder architecture for semantic change detection. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2022, 183: 228—239.
- [66] 朱建章, 石强, 陈凤娥, 等. 遥感大数据研究现状与发展趋势. *中国图象图形学报*, 2016, 21(11): 1425—1439.
- [67] Zhu Z, Woodcock CE, Olofsson P. Continuous monitoring of forest disturbance using all available Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 122: 75—91.
- [68] Verbesselt J, Hyndman R, Zeileis A, et al. Phenological change detection while accounting for abrupt and gradual trends in satellite image time series. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(12): 2970—2980.
- [69] Verbesselt J, Zeileis A, Herold M. Near real-time disturbance detection using satellite image time series. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 123: 98—108.
- [70] Zhu Z, Woodcock CE. Continuous change detection and classification of land cover using all available Landsat data. *Remote Sensing of Environment*, 2014, 144: 152—171.
- [71] Hedhli I, Moser G, Zerubia J, et al. A new cascade model for the hierarchical joint classification of multitemporal and multiresolution remote sensing data. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(11): 6333—6348.
- [72] Giri C, Ochieng E, Tieszen LL, et al. Status and distribution of mangrove forests of the world using earth observation satellite data. *Global Ecology and Biogeography*, 2011, 20(1): 154—159.
- [73] Amani M, Mahdavi S, Afshar M, et al. Canadian wetland inventory using Google Earth Engine: the first map and preliminary results. *Remote Sensing*, 2019, 11(7): 842.

- [74] Zhong YF, Hu X, Luo C, et al. WHU-Hi: UAV-borne hyperspectral with high spatial resolution (H2) benchmark datasets and classifier for precise crop identification based on deep convolutional neural network with CRF. *Remote Sensing of Environment*, 2020, 250: 112012.
- [75] Liu ZQ, Zhong YF, Wang XY, et al. Unsupervised deep hyperspectral video target tracking and high spectral-spatial-temporal resolution (H3) benchmark dataset. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 1–14.
- [76] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature*, 2015, 521(7553): 436–444.
- [77] Davies A, Veličković P, Buesing L, et al. Advancing mathematics by guiding human intuition with AI. *Nature*, 2021, 600(7887): 70–74.
- [78] Chen TS, Lin L, Chen RQ, et al. Knowledge-guided multi-label few-shot learning for general image recognition. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2022, 44(3): 1371–1384.

Research Status and Prospects of Remote Sensing for Wetland Mapping

Zhong Yanfei^{1*} Wu Hao² Liu Yinhe¹

1. State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079

2. College of Urban and Environmental Sciences, Central China Normal University, Wuhan 430079

Abstract Remote sensing technology is one of the most effective methods for wetland mapping, but the variety and the complexity of internal object composition make the task of remote sensing mapping for wetlands very challenging. With the advent of remote sensing big data era, remote sensing wetland mapping will enter a new era of high-resolution, intelligent and fine-grained mapping. The paper reviews the remote sensing observation mechanisms for wetlands, and introduces commonly used remote sensing data sources, especially the high-resolution and hyperspectral satellite data developed in recent years. This paper systematically expounds the intelligent remote sensing image interpretation algorithm derived from the development of the current big data and artificial intelligence theory and its application in wetland mapping. By analyzing the existing typical applications of remote sensing of wetlands at different scales, the overall development trend has developed from low or medium resolution to high-resolution remote sensing in terms of data, from traditional model-driven to data-driven methods in terms of model, and from single wetland extent mapping to fine-grained identification of wetlands subclasses and their internal objects in terms of application. Facing the increasingly serious situation of wetland conservation, the complex and diverse landscape characteristics of wetlands still makes the further development of wetland remote sensing mapping face difficulties. This paper foresees the trends of data-driven wetland mapping research in the era of remote sensing big data, specifically: remote sensing big data fusion and mining, the combination of the wetland mechanism model and artificial intelligence theory, and the construction of a global standard wetland mapping database, to jointly promote future wetland remote sensing mapping and monitoring to a global scale, higher frequency, higher resolution, and finer granularity.

Keywords multi-source remote sensing; remote sensing big data; wetland mapping; intelligent processing; wetland monitoring

(责任编辑 张强)

* Corresponding Author, Email: zhongyanfei@whu.edu.cn