

黄河三角洲湿地高光谱遥感研究进展

李忠伟¹, 郭防铭¹, 任广波², 马毅², 辛紫麒¹, 黄文昊¹, 隋昊¹, 孟乔¹

(1. 中国石油大学(华东), 山东 青岛 266580; 2. 自然资源部第一海洋研究所, 山东 青岛 266061)

摘要: 黄河三角洲湿地是我国暖温带最广阔、最完整、最年轻的滨海湿地, 是黄河流域生态保护和高质量发展的重要组成部分, 具有重要的生态保护和科学研究价值。物种多样、生境复杂、变化剧烈是黄河三角洲湿地的重要特点, 高光谱遥感是黄河三角洲湿地生态监测的重要技术手段。本文首先阐述了高光谱遥感在河口湿地开展植被、土壤和水质等基本要素监测方面的优势, 之后重点综述了其在黄河三角洲滨海湿地开展植被遥感监测、土壤参数反演和水质参数反演的研究进展, 最后基于黄河三角洲湿地生态监测现状, 提出了高光谱遥感的未来需求和发展展望。

关键词: 黄河三角洲湿地; 高光谱遥感; 植被遥感监测; 土壤参数反演; 水质参数反演

中图分类号: TP79 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-3096(2023)5-0161-15

DOI: 10.11759/hyxx20221014003

黄河三角洲湿地是《湿地公约》中的国际重要湿地之一, 是世界上少有的河口湿地生态系统, 同时也是我国暖温带最广阔、最完整、最年轻的滨海湿地, 多样性、复杂性和脆弱性是黄河三角洲生态系统的重要特征。黄河三角洲湿地生境类型多样, 在保障海洋生物“三场一通道”(即产卵场、孵化场、索饵场和洄游通道)、维持候鸟迁徙驿站功能等方面具有重要的生态价值。长期以来, 受黄河入海水沙量减少、人类活动和全球气候变化等多重因素影响, 黄河三角洲正面临天然湿地面积萎缩、湿地景观破碎、生物多样性降低等整体性生态退化的问题和风险, 生态健康状况不容乐观, 生态承载能力不断下降, 生物多样性面临严峻挑战, 这对黄河三角洲湿地高精度监测和保护提出了更高、更迫切的要求。遥感凭借其观测范围广、信息量大、获取信息快、更新周期短等优势, 成为滨海湿地动态监测和信息提取的重要方式。

作为光学遥感的发展趋势, 高光谱遥感能够以较高的光谱分辨率覆盖紫外、可见光、近红外和中红外波段, 光谱分辨率达到纳米级别。相比于其他遥感手段, 高光谱以其“光谱连续、图谱合一”的优势能够大大提高对于滨海湿地监测的能力。本文主要从植被遥感监测、土壤参数反演和水质参数反演三个方面, 综述高光谱遥感在黄河三角洲湿地监测中的发展现状, 分析当前黄河三角洲湿地高光谱遥感监测技术应用需求并对其未来技术发展做相关展望。

1 高光谱遥感及其在河口湿地监测的应用

高光谱遥感技术是一种遥感信息获取技术, 能利用数十甚至数百个窄带宽电磁波波段获得地物的理化信息, 其发展是近数十年中对地观测方面取得重大技术提升之一, 按其传感器可分为非成像光谱仪和成像光谱仪两种^[1-2]。非成像光谱仪例如地物光谱仪可以直接获取待测地物的光谱数据, 但每次只能探测目标物体上一个点的光谱信号, 成本较低但获取信息有限; 而成像光谱仪将空间成像技术和地物光谱技术结合在一起, 为每一个像元提供数十至数百个窄波段的光谱信息, 产生一条覆盖可见光、近

收稿日期: 2022-10-14; 修回日期: 2022-12-08

基金项目: 国家自然科学基金-山东省联合基金(U1906217); 国家自然科学基金-面上项目(62071491); 中央高校基本科研业务费专项资金资助(22CX01004A-8); 国家自然科学基金(42076189); 中国高分辨率对地观测系统专项项目(41-Y30F07-9001-20/22)

[Foundation: National Natural Science Foundation of China Joint Fund, No. U1906217; National Natural Science Foundation of China, No. 62071491; The Fundamental Research Funds for the Central Universities, No. 22CX01004A-8; National Natural Science Foundation of China, No. 42076189; The China High-Resolution Earth Observation System Program, No. 41-Y30F07-9001-20/22]

作者简介: 李忠伟(1978—), 男, 山西晋城人, 教授, 主要从事大数据智能处理及应用、光学及多手段融合与海岸带、海洋数值预报与云计算等方面的研究, E-mail: li.zhongwei@vip.163.com; 任广波(1983—), 通信作者, 男, 山东济宁人, 副研究员, 主要从事海岛、海岸带与海洋典型生态系统(红树林、珊瑚礁、河口湿地等)高分辨率遥感监测技术与应用研究等方面的研究, E-mail: renguangbo@126.com

红外、短波红外等波段，光谱分辨率小于 10 nm 的连续光谱曲线。

目前成像光谱数据的获取途径主要分为机载和星载两种，国内外已经研发出了各种机载和星载成像光谱仪，机载成像光谱仪通常搭载在有人机或无人机上，能够根据监测地物的形态和分布设计灵活

的航线，可快速获取较大面积的地物信息，空间分辨率相对较高；星载成像光谱仪搭载在航天卫星上，由于卫星位置的优越性且拥有可持续的能源供给，因此可实现长期动态监测、覆盖面积广。表 1、表 2 分别展示了国内外几种典型的机载光谱仪和星载光谱仪。

表 1 国内外机载光谱仪器

Tab. 1 Domestic and foreign airborne spectrometers

型号	国家	光谱范围/ μm	光谱通道数	分光方式
AVIRIS	美国	0.38~2.5	128	光栅
AVIRIS-NG	美国	0.38~2.51	224	光栅
HyMap	澳大利亚	0.45~2.48	100~200	光栅
PHI	中国	0.4~0.85	244	光栅
OMSI	中国	0.4~12.5	128	光栅

表 2 国内外星载光谱仪器

Tab. 2 Domestic and foreign spaceborne spectrometers

卫星	荷载	国家	发射时间	波段数	波段范围(nm)	空间分辨率(m)
Terra	MODIS	美国	1999.12	36	400~14 000	250/500/1 000
MightSat-2	FTHSI	美国	2000.07	145	450~1 050	30
EO-1	Hyperion	美国	2000.11	242	356~2 758	30
PROBA	CHRIS	欧盟成员国	2001.10	62	400~1 050	17/34
ENVISAT-1	MERIS	欧盟成员国	2002.03	576	390~1 040	300
HJ-1A	HSI	中国	2008.09	105	450~950	100
HySI	HySI	印度	2008.10	64	400~950	506
TacSat-3	ARTEMIS	美国	2009.05	>400	400~2 500	5
ISS	HICO	—	2009.09	128	350~1 080	100
CMOS	GOCI	韩国	2010.06	8	402~885	500
Tiangong-1	HIRIS	中国	2011.09	130	400~2 500	10
GF-5	AHSI	中国	2018.05	330	400~2 500	30
ZY1-02D	AHSI	中国	2019.09	166	450~2 500	30
Zhuahai-1	HIRIS	中国	2019.09	32	400~1 000	10
HJ-2A	HRISI	中国	2020.09	215	450~2 500	48
ZY-1-02E	AHSI	中国	2021.12	166	400~2 500	30
EnMAP	HRISI	德国	2022.04	242	420~2 450	30

当前高光谱遥感技术正向着超空间分辨率、超高光谱分辨率的方向发展，随着高光谱遥感技术的不断成熟，高光谱数据源的逐渐增加，高光谱遥感也为湿地保护、生态监测等领域提供了各种支持^[3-4]。

河口湿地处于海陆交互地带，属于滨海湿地类型之一，是水体和陆地相互作用下形成的独特生态系统，具有丰富的生物多样性和极高的生产力^[4]。国内众多学者利用高光谱遥感在河口湿地监测中做了多方面应用，其中在长江三角洲河口湿地的应用最为广泛。

王佳鹏等^[5]进行了长江口崇明东滩湿地叶绿素含量和原始光谱反射率的相关性分析，构建了叶绿素含量估算模型，为关键生态功能定量化的研究提供重要基础数据；Gu 等^[6]利用长江口两幅 GF-5 高光谱影像，对长江口叶绿素 *a* 的浓度和悬浮泥沙浓度进行估算，证明水质参数及空间分布与自然规律相符，以此证明了 GF-5 卫星在水色遥感中的有效性。此外，在国外河口湿地也有不少高光谱遥感的应用，如柴颖等^[7]利用高光谱和高空间分辨率遥感影像 HyMap 数据，建立决

策树模型对美国沙加缅度圣华昆三角洲进行植被分类。Dofliotti 等^[8]在普拉塔河口使用辐射测量和生物光场测量评估了现有基于多光谱和高光谱的叶绿素 *a* 的算法,证明使用高光谱效果好于多光谱。

综上,高光谱遥感在河口湿地的植被精细分类^[9]、植被理化参数反演^[10]、土壤监测^[11]和水质监测^[12]等领域发挥了重要作用,并在河口湿地监测领域中具有以下优势:

(1)高光谱遥感可以获取湿地植被、土壤和水体较为真实的连续光谱,为湿地地物识别及边界确定提供科学依据^[13]。

(2)高光谱遥感数据可反演植被生物量、叶面积指数、土壤含盐量和水体叶绿素含量等理化参数,为

湿地生态系统评估提供基础^[14-15]。

(3)在精细分类基础上,不同时相高光谱遥感数据可以提供湿地植被、土壤的演变趋势,为研究湿地生态系统的时空变化及趋势预测提供保障^[16]。

2 高光谱遥感在黄河三角洲滨海湿地的研究

物种多样、生境复杂、变化剧烈是黄河三角洲湿地的重要特点,高光谱遥感凭借其对地物之间光谱微小差别的诊断优势,众多学者利用其在黄河三角洲植被遥感监测、土壤参数反演和水质参数反演等领域均开展了大量研究和应用工作,表 3 总结了国内外高光谱卫星数据在河口湿地的应用状况。

表 3 高光谱卫星数据在黄河三角洲湿地应用状况

Tab. 3 Application status of hyperspectral satellite data in the Yellow River Delta wetland

	卫星	应用	主要参考文献
国内	GF-5	植被精细分类、入侵物种检测	Liu 等 ^[17] 、朱玉玲等 ^[18-19] 、任广波等 ^[20] 、Gao 等 ^[21]
	Zhuhai-1	植被精细分类	Cui 等 ^[22] 、Chen 等 ^[23]
	ZY1-02D	植被精细分类	Liu 等 ^[24]
	HJ-1A	植被参数反演、土壤参数反演	任广波等 ^[25-26] 、傅新 ^[27] 、厉彦玲等 ^[28]
国外	CHRIS	植被精细分类、入侵物种检测	吴培强等 ^[29] 、王建步等 ^[30] 、王霄鹏等 ^[31] 、马毅等 ^[32] 、初佳兰等 ^[33] 、陈琛等 ^[34] 、Hu 等 ^[35] 、杨俊芳 ^[36]
	HICO	土壤参数反演	安德玉等 ^[37]
	GOCI	水质参数反演	李阳东等 ^[38] 、Qiu ^[39] 、牟冰等 ^[40]
	EOS/MODIS	水质参数反演	肖合辉 ^[41] 、陆建忠 ^[42] 、刘晓等 ^[43] 、申明等 ^[44] 、Chen 等 ^[45] 、青松 ^[46]
	ENVISAT/MERIS	水质参数反演	崔廷伟等 ^[47]

2.1 植被遥感监测

2.1.1 植被精细分类

河口湿地无论就其生态功能还是保护价值来论,植被多样性都是应该关注的核心。在黄河三角洲,滨海湿地植被具有类型多样、生境复杂、分布广阔、生态脆弱等特点,不同植被类型之间在湿度和盐度条件驱动作用下常交杂混生,且极易发生变化。高光谱遥感在窄波段内连续成像,能够识别细微的光谱响应变化,这为开展植被精细分类研究提供了基础,国内外利用高光谱遥感进行河口湿地植被分类已有较多尝试^[48-49]。目前,利用高光谱遥感开展黄河三角洲湿地植被分类的方法大多分为光谱分析法、机器学习法和深度学习法三大类。

光谱分析法利用高光谱数据光谱分辨率高的特点,从地物光谱形成机理出发,选取地物敏感波段,

建立地物识别分析模型。吴培强等^[29]利用 CHRIS 数据,针对每种地物类型,以其单倍标准差为界,选出可分度 33 以上的 3、10、12、13、15、18 波段为特征波段展开研究,应用支持向量机(SVM)、人工神经网络(ANN)、SAM 三种监督分类方法分别得到了 82.16%、82.52%、65.54%的总体分类精度,较全波段得到了 2.89%、5.1%、7.59%的分类总体精度提升。此外,线性光谱混合分析模型结合归一化植被指数、归一化水体指数等参数,可以有效提升芦苇、碱蓬、潮滩三种地物的分类精度^[30],与经典的极大似然分类方法相比分别提升了 2.27%、12.86%、15.12%。光谱分析法便于理解,易于实现,但需要一定的专家经验进行波段选择,同时由于物候、生境条件等差别,会导致同一种地物和不同地物之间,在不同的季节、不同的盐度湿度环境下,表现出“同物异谱”

和“同谱异物”现象,因此,这种方法在使用时应给予特别注意。

机器学习法引入了对高光谱数据进行特征提取的过程,其中监督分类方法是机器学习法的主流。在黄河三角洲植被精细分类中应用的典型有监督分类方法有最大似然法(ML)、马氏距离法(MAD)和支持向量机法(SVM)等^[31]。针对多种监督分类算法的结果,采用决策融合策略是提高分类精度的一种有效途径^[32]。此外,非监督方法在植被精细分类中也有应用,例如,初佳兰等^[33]融合非监督方法 ISODATA 和监督分类方法,结合众数赋值法进行分类,结果表明随着非监督分类类别数量增加,分类总体精度呈现由低到高再到低的变化过程,且当非监督分类数大于 10 时,其与最大似然法分类结果融合的精度均高于最大似然法和支持向量机法两种监督分类法。

深度学习方法是基于特征提取的智能化植被分类方法,主要分为特征提取和分类判别两个环节,并通过信息传递和损失优化来更新模型参数,具有强非线性逼近能力,相比于光谱分析法和机器学习法更具鲁棒性,是目前黄河三角洲植被精细分类研究的主流。深度学习的植被分类研究中,通常采用组合光谱特征和中心像素邻域特征的方法,实现高光谱的空-谱特征联合,以克服“同物异谱”和“同谱异物”问题^[23]。针对植被类型混生这类复杂任务, Hu 等^[35]采用模糊隶属度规则的多目标卷积神经网络决策融合分类方法对水、潮滩、芦苇和其他植被类型进行分类,实验结果表明该方法能更好的平衡所有类型的分类结果,且优于传统的 CNN 模型,总体精度提高了 6%。目前,注意力机制、图卷积等^[24]众多的深度学习模型都在植被分类中得到了应用,如, Xie 等^[50]采用多层全局空-谱注意力网络开展植被分类,通过设计全局空-谱注意力模块提取更具分辨力的特征,降低了数据冗余度,提高了特征表达能力。这些研究表明,黄河三角洲滨海湿地植被精细分类面临的问题复杂多样,应具体问题具体分析,发展有针对性的智能化分类算法,是植被分类研究的发展趋势。

2.1.2 植被参数定量反演

植被参数是湿地生态系统最重要参量之一,对生态系统的结构、过程和功能有着重要影响。植被的相关参数能够依据遥感数据的植被光谱特征,通过建立相关模型定量反演计算得到。高光谱遥感不仅能够提供精细的光谱信息,且能够长期、动态、连续地估算植被参数,在区域尺度植被参数估算中具

有不可替代的优势^[51]。由于黄河三角洲具有生境类型多样、空间分异明显、新生湿地不断增长等特点,形成了特定的植被时空分布规律,利用高光谱遥感技术对黄河三角洲的植被参数进行反演一直是研究的热点问题。

1) 植被覆盖度

植被覆盖度指植被投影面积占土地总面积的比例,通常用百分数表示。植被覆盖度是衡量地表植被状况的一个重要指标,是描述生态系统的重要基础参量,对反映区域生态系统环境变化有重要意义^[52]。

目前基于像元分解的方法广泛应用于黄河三角洲湿地植被覆盖度反演,其中以像元二分法^[53]最为典型。像元二分法假设一个像元的地表分为植被覆盖部分和无植被覆盖部分,而遥感影像的光谱信息是这两者的加权合成,植被覆盖度便是其中植被部分的权重,具体如式(1)表示:

$$VFC = (NDVI - NDVI_{soil}) / (NDVI_{veg} - NDVI_{soil}), \quad (1)$$

其中 VFC 和 NDVI 分别表示当前像元的植被覆盖度和归一化植被指数, $NDVI_{soil}$ 为完全是裸土的归一化植被指数, $NDVI_{veg}$ 则代表完全被植被所覆盖的像元的归一化植被指数。路广等^[54]基于遥感影像数据和野外调查数据使用像元二分模型对黄河三角洲 1986—2015 年植被覆盖度进行计算,并对植被覆盖度的时空变化以及与环境因子的关系进行了分析。另外,混合像元分解的方法也不断应用于植被覆盖度反演,旨在从光谱数据中提取各种地物成分及其所占比例。相比于像元二分法,混合像元分解能够对某种特定植被盖度进行反演。任广波等^[25]以 HJ-1A 高光谱影像为数据源,分别基于现场测量的和从影像中提取的数据,使用顺序最大角凸锥法(SAMCC)提取端元光谱,利用 5 种不同的线性解混方法,建立了碱蓬和柽柳盖度相应的反演模型。但因 HJ-1A 影像空间分辨率较低, SAMCC 方法很难提取到纯净的端元,端元光谱反射率值相比于现场端元光谱较大,现场光谱反演的决定系数最大可达 0.96,而 SAMCC 方法提取端元光谱的决定系数最大为 0.84,且超过 0.6 的数量远少于现场光谱,导致反演效果并不理想。总体来看,像元分解法能够应用于大尺度区域的植被覆盖度反演,而反演精度取决于像元解混的效果。

2) 生物量

生物量是指某一时刻单位面积内实存生活的有机物质总量,通常用 kg/m^2 或 t/hm^2 表示,能够反应生态系统的生产力和养分循环^[55]。在黄河三角洲地

区开展的生物量反演模型可分为参数模型和非参数模型两类。

在参数模型方面,学者多采用统计回归的方法,将通过遥感影像得到的植被指数等信息参数与生物量建立关系,进而拟合估计模型。丁蕾等^[56]运用多种单变量回归方法,构建了黄河口芦苇生物量估算模型。相比于单变量回归模型,多变量回归模型融合多种植被指数,能进一步提高生物量的估测能力。任广波等^[26]对比了9种光谱指数对黄河三角洲芦苇和碱蓬生物量的估测能力,发现多变量线性回归模型取得了更高的相关系数,对于碱蓬来说,单以NDVI、SPI、OSAVI为变量取得决定系数分别为0.60、0.59和0.47,而同时以NDVI、SPI、OSAVI为变量取得的相关系数达到了0.66。近期,Chen等^[57]通过构建多变量线性回归模型对黄河三角洲地上生物量进行了估算,同时为解决因现场生物量监测样本数量有限而难以进行准确的生物量反演问题,设计了带有约束因子的生成对抗网络模型来丰富生物量样本,提高了估计精度。统计回归的方法直观、易于计算,根据样点数据的统计关系便可得到高光谱影像指数与生物量的关系模型,然而上述提出的参数模型多为线性回归模型,无法有效描述植被生物量与高光谱数据间复杂的非线性关系。

非参数模型使用机器学习类的方法如人工神经网络、决策树等,针对多个遥感信息参数建立生物量估算模型。傅新等^[27]使用经典的人工神经网络模型(BP网络、RBF网络和GRNN网络等)构建了黄河三角洲盐地碱蓬生物量遥感估算模型,并将其与参数回归模型(多元线性逐步回归模型)进行对比,得出BP神经网络模型的平均相对误差为12.73%,均低于多变量逐步线性回归模型(20.84%)和广义回归网络(35.15%),满足了较高精度的生物量湿重估算需求,为黄河三角洲生态系统功能提供技术支持与基础。因此,非参数模型能很好地解决非线性和高维度等问题,在一定程度上提高了反演精度。

3) 净初级生产力

净初级生产力(Net Primary Production, NPP)是指单位时间单位面积上绿色植物进行光合作用所固定的碳除去自身呼吸消耗后所剩余的部分^[58],能够反映植被生产能力,是衡量植被健康程度的重要指标。目前黄河三角洲地区的净初级生产力反演大多数采用基于光能利用率^[59]的物理模型,其核心思想是分别估算出植被吸收的光能及光能转化率,即可

估算出植被光合作用吸收CO₂的量,其中以CASA模型(Carnegie Ames Stanford Approach)^[60]最为典型,具体如式(2)表示:

$$NPP(x, t) = PAR(x, t) \times FPAR(x, t) \times \varepsilon(x, t), \quad (2)$$

其中PAR(x,t)表示像元x在t月份接受的太阳光合有效辐射,FPAR(x,t)表示像元x在t月份对光和有效辐射的吸收率, $\varepsilon(x,t)$ 表示像元x在t月份的实际光能利用率。池源等^[61]和路广等^[62]分别以近30年和20年为时间跨度,采用CASA模型,以植被吸收光合有效辐射与实际光利用率的乘积来估算净初级生产力,分析了黄河三角洲的NPP时空变化特征及其主要影响因素。该模型充分考虑了环境条件和植被本身特征,且相对简单、易于计算,可实现区域尺度上NPP的估测。

4) 碳储量

碳储量是指生态系统中碳的存留量,滨海湿地植被碳储量与土壤碳储量一起共同构成了“蓝碳”生态系统碳储量的主体。由于碳储量与生态系统中生物现存量关系密切,因此黄河三角洲湿地植被碳储量估测普遍采用基于生物量的计算方法,即直接或间接测定植被生物量,再将植被生物量乘以相应碳系数即可得到碳储量。王绍强等^[63]基于1992年和1996年遥感影像分类结果,根据不同植被转换率将植物生物量转换为植被碳量,发现4年间黄河三角洲河口地区植被碳储量增加了 7.43×10^5 t。王建步等^[64]采用6种不同植被指数,建立了黄河口湿地植被地上部分碳储量估算模型,证明基于NDVI的指数型单位面积碳储量估算模型为最优模型,其决定系数(R²)最大,值为0.76,均方根误差(RMSE)最小,值为19.1 g/m²。此外,上述研究结果可合理优化植被类型的空间分布,为提高黄河口湿地植被的碳储量提供了有效措施。

2.1.3 入侵物种互花米草监测

互花米草是一种起源于美洲大西洋沿岸的多年生草本植物^[65],因其具有抗风固沙、促淤造陆的优良特性,自1990年前后引种于黄河三角洲^[66]。然而,互花米草作为外来物种,缺少天敌、繁殖能力强,侵占了大量生态位,已经严重威胁了黄河三角洲本地物种的生存^[67],对互花米草的监测治理刻不容缓。

高光谱遥感已经成为区分本地物种和互花米草的主要技术手段之一,大量研究结论验证了其在互花米草监测识别的优势^[68-70]。对互花米草的监测主要分为两方面,一方面是对被入侵区域中本地种与互

花米草的区分,另一方面是对互花米草的入侵预测。

在互花米草与本地种区分方面,往往和植被精细分类同时进行,分类方法的选择对互花米草的识别精度有着直接影响,分类方法多为 SVM、最大似然分类(MLC)方法等浅层学习手段^[71],也有卷积神经网络(CNN)和超分辨率等深度学习方法,分类方法的发展为互花米草监测工作提供了有力支撑。任广波等^[20]利用高分五号高光谱卫星遥感数据,通过对比 SVM、光谱相关制图(SCM)、人工神经网络(ANN)和 MLC 方法在高光谱遥感分类中的结果,发现 SVM 分类方法得到了最佳分类效果,总体分类精度达 94.23%,对互花米草识别度最高,并根据分类结果结合现场调查等数据,发现了互花米草生长状态好坏与其淤泥底质的形成前后相关。Gao^[21]等基于高分五号和 Sentinel-2 数据,提出了深度特征交互网络(DFINet),从多源特征对中提取自相关性和互相关性,结果表明 DFINet 对互花米草的识别更准确。

在对互花米草的入侵预测方面,为了快速监测互花米草时空特征及动态变化,相关学者在分类结果的基础上学习黄河三角洲互花米草的扩张机制,开展对黄河三角洲互花米草的生长规模,栖息地结构变化和扩张模式的研究^[72-75],为科学合理的管理决策提供依据。张思青等^[76]基于元胞自动机构建互花米草种群扩散模型,结果显示该模型可较好重现互花米草在黄河三角洲的入侵扩散过程,可初步预测互花米草扩张趋势。Gong 等^[77]从景观生态学角度深入探讨了互花米草生境结构的时空变化,进一步分析了互花米草的扩展方向和扩展模式,表明北岸主要向海洋扩张,南岸主要向陆地扩张,扩张模式以边缘扩张为主。

2.2 土壤参数反演

2.2.1 含盐量

土壤含盐量是影响农业生产和环境质量的重要土壤性质之一,是评测土壤盐渍化的一个重要指标,而我国土地盐渍化问题突出^[78],其中黄河三角洲是我国滨海盐碱地分布的主要区域。盐渍化在影响土壤质量的同时,还严重威胁了生物圈和生态环境^[79-81]。

使用高光谱数据进行土壤含盐量的反演主要有以下几种方法,一种是在分析盐碱土光谱曲线变化规律的基础上,对光谱反射率与土壤盐分含量进行相关分析,筛选敏感波长,运用一元曲线回归分析、多元逐步线性回归分析等方法,建立土壤盐分含量

估测模型,反演土壤含盐量^[82-86]。例如安德玉等^[87]将野外和室内数据结合研究,通过对敏感波段进行多元逐步线性回归、主成分回归建模等,估测土壤盐度,同时发现了野外与室内土壤样品的相关研究结果不尽一致,表明了影响土壤盐分的因素众多,且野外进行高光谱数据采集的影响因素更为复杂。另一种方法是采用波段组合的方法建立光谱参量,通过相关分析筛选出敏感光谱参量后采取曲线拟合方法建模,以此实现盐度反演。已有学者使用海岸带高光谱影像(HICO)结合现场实测高光谱数据建模,模型决定系数(R^2)大于 0.86,相对分析误差(RPD)大于 3,均方根误差(RMSE)较小,表明了对表层土壤全盐含量反演的可行性^[37]。

因遥感影像的反射率与土壤含盐量并不是简单的线性关系^[88],BP 神经网络^[89]、支持向量机和随机森林等机器学习算法由于较强的适应性也被用来反演土壤含盐量^[90]。厉彦玲等^[28]融合高光谱和多光谱遥感影像,使用 SVM、RF 等方法建模反演盐度。王娜娜等^[91]采用 BP 神经网络利用室内风干的土壤样品进行盐度反演,建模样本的预测值和实测值,相关系数分别达到 0.956 0 和 0.884 0,斜率分别为 0.919 3 和 1.072 8,表明模型预测能力较强,验证了机器学习算法的普适性。

2.2.2 有机质含量

土壤有机质(soil organic matter, SOM)泛指土壤中以各种形式存在的含碳有机化合物,对土壤的理化性质改善和植物的生长发育具有重要作用^[92]。高光谱遥感技术在土壤有机质含量监测中的应用,弥补了传统化学监测方法的局限性,相关研究主要在真实环境成像遥感和室内环境高光谱遥感两个方向开展。室内高光谱遥感研究的一般思想为:对采自黄河三角洲的风干土壤利用室内光谱测量设备获得不同粒径土壤样本的光谱反射率,通过筛选敏感波段,并结合偏最小二乘回归、主成分回归、多元线性回归、二次多项式逐步回归、SVM 以及人工神经网络等方法建立土壤有机质^[93]的高光谱遥感估测模型。

2.2.3 含水量

土壤含水量是表示一定深度土层干湿程度的环境变量,是植被生长、资源与环境定量检测的关键变量,也是研究植物水分胁迫、监测旱情的最基本因子。机载、星载高光谱遥感已经成为监测土壤含水量的重要手段^[94]。目前黄河三角洲地区土壤含水量的研究主要包括两种方式:其一,采用 MODIS 卫星遥感数据

资料,利用温度植被指数模型(Temperature Vegetation Difference Index, TVDI)^[95]、表观热惯量模型(Apparent Thermal Inertia, ATI)和条件温度植被指数模型(Vegetation Temperature Condition Index, VTCI)^[96]等进行土壤含水量反演;其二,组合运用野外高光谱数据与现场采样数据,分析土壤光谱特征,筛选敏感波段,而后运用统计分析^[97]、多元线性回归^[98]和 BP 神经网络等方法建立高光谱土壤含水量估测模型。

2.3 水质参数反演

悬浮泥沙含量高是黄河水体和近海海洋水体水质的重要特征,黄河三角洲的水质参数反演也集中在对悬浮泥沙的研究。研究黄河入海口附近海域表层悬沙的分布和扩散,反演悬浮物浓度,对研究黄河三角洲的发育和演变,分析海岸线变化和趋势等,都具有十分重要的意义^[99]。

利用高光谱遥感影像对泥沙悬浮物进行反演,得到泥沙分布特征、季节特征等主要有以下 2 种方法:一种是对数据进行统计分析后建模分析,另一种则是使用深度学习算法建模分析。对于统计分析模型,需要建模的两个数据集之间应具有良好的线性关系, Qiu^[39]基于 Auqa 和 Terra 卫星遥感影像,建立模型估算了年内悬浮颗粒物(Suspended Particulate Matter, SPM)浓度。刘晓等^[43]以 MODIS 产品 MOD09GQ 陆地反射率数据为数据源,进行黄河三角洲悬浮泥沙浓度反演,得到了悬浮泥沙浓度的分布趋势为由岸向海逐渐降低,在黄河入海口南北两侧浓度梯度差异较大。阿如汗等^[100]采用地面实测数据和 MODIS 数据来验证大气校正结果,反演并分析黄河口悬浮物浓度空间分布特征,得到了黄河口悬浮物浓度季节变化特征为冬季较高夏季较低。对于深度学习算法,申明等^[44]基于 EOS 系列卫星遥感影像,将深度学习中的自组织映射网络(SOM)应用于浑浊水体空间分布模式聚类,利用统计参数分析和 2007 年各月悬浮泥沙浓度反演结果比较,结果表明 SOM 提取的模式间具有差异,一定程度上能替代经验模型反映区域浑浊特征。

除悬浮泥沙外,众多学者还利用高光谱遥感对黄河三角洲水域中营养盐、有机碳和叶绿素等水质参数进行定量反演。Chen 等^[45]使用叶绿素 *a* 的吸收特性来反演叶绿素 *a* 浓度,吴灵^[101]研究了太阳耀光对不同叶绿素 *a* 浓度反演模型的影响;牟冰等^[40]对有机碳浓度进行了时空分布特征分析;青松^[46]分

析了盐度时空分布格局、年际变化和对黄河径流的响应。

3 结语及展望

3.1 黄河三角洲湿地高光谱遥感监测技术应用的迫切需求

目前,高光谱遥感已经广泛应用于黄河三角洲滨海湿地信息提取中,凭借高光谱分辨率、高时间采样频率和大范围同步成像等优势,在植被监测、土壤参数反演以及水质参数反演等研究中发挥了重要作用。然而,黄河三角洲湿地研究仍对高光谱遥感有着更多更深入的需求。

1) 迫切需求空-天-地协同的多源遥感监测数据获取技术

在监测平台方面,目前大多数对于黄河三角洲湿地的研究基于卫星影像数据,卫星数据的特点是大尺度覆盖,时间分辨率也较高,但空间精细尺度却是短板^[102];另外一部分研究基于无人机或者地面光谱仪采集的数据,这两者得到的是不同空间尺度的离散的精细监测结果,但是时间分辨率较低,无法掌握黄河三角洲湿地在某一个具体时间点上的状况和变化规律。单一的监测平台无法同时满足湿地信息大范围提取和精细分类要求。在传感器方面,尽管高光谱遥感能获得极高分辨率的光谱信息,然而仍有一些缺陷:首先,相对于多光谱影像,高光谱影像空间分辨率较低,一个像元中通常混杂有多种地物,很大程度上影响分类或反演的精度^[103];其次,高光谱遥感属于被动遥感,与激光雷达、合成孔径雷达等主动遥感相比,容易受天气影响,且缺少地形数据、纹理数据等信息^[104]。因此,针对不同的监测目标和场景,发展空-天-地协同的多源遥感监测数据获取技术,是黄河三角洲湿地监测需求之一。

2) 迫切需求多种信息提取算法的融合使用

目前在黄河三角洲滨海湿地信息提取方法相对单一。在湿地植被分类方面,现有的分类算法多集中于传统的机器学习或深度学习方法,然而传统的机器学习方法需要复杂的特征工程,而深度学习方法则需要大量的数据进行训练等^[105];在生态环境参数反演方面,当前方法集中体现在利用遥感数据和野外实测数据进行回归拟合构建各种模型上,而这种方法模型参数需不断重新拟合来进行调整,且只适用于较小区域^[106]。各种分类或反演算法都有着自己

的优势和缺点,没有任何一种算法能够准确无误地完成信息提取过程。因此,开展数据挖掘以及智能化物理模型等新方法新模型的研究,发展面向多源数据的智能分类算法、参数反演物理模型,将多种信息提取算法融合使用,发挥技术间的优势互补作用是需求之一。

3) 迫切需求面向实际应用场景的算法模型

目前,黄河三角洲正面对天然湿地面积萎缩、生境破碎、外来物种大规模入侵、土壤盐渍化、水质污染等整体性生态退化问题和风险^[107],湿地生态服务功能下降,生态承载能力不断降低,生物多样性减少,迫切需要高光谱遥感为黄河三角洲的科学问题解决和专题产品研制提供支持。然而现有的大多数研究依然停留在理论和方法研究层面,目前还不能满足实际场景的需要。因此,应针对黄河三角洲所面临的各种生态环境问题,从应用需求出发,综合考虑实际场景的具体问题,建立面向实际应用场景的模型与算法,为黄河三角洲湿地保护提供支撑是需求之一。

3.2 黄河三角洲湿地高光谱遥感监测技术发展展望

尽管高光谱在黄河三角洲湿地已经有了一定的应用,但结合当前黄河三角洲湿地对高光谱遥感的迫切需求,认为未来应加强以下几个方面的研究:

1) 针对黄河三角洲滨海湿地植被生长特点的高光谱监测技术研究

目前黄河三角洲植被的高光谱监测技术,大多为通用性技术,少有针对黄河三角洲滨海湿地植被生长特点的监测技术。黄河三角洲滨海湿地植被复杂多样、分布广阔,且在盐度、温度等环境因素影响下,不同植被交杂混生;此外,黄河三角洲植被破碎化严重,小斑块分布植被随处可见,典型植被有极稀疏生长的盐地碱蓬,其重要特点是覆盖度不足10%,且不仅表现叶绿素光谱特征,还会表现甜菜红素等光谱特征。因此,应基于黄河三角洲滨海湿地植被生长特点,开展有针对性的高光谱监测技术研究,包括混生植被监测研究、小斑块植被精细化监测和极稀疏生长盐地碱蓬监测等。

2) 黄河三角洲植被、土壤和水质的高精度反演研究

物种多样、生境复杂、变化剧烈是黄河三角洲湿地的重要特点,同时胜利油田地处黄河三角洲,其开发过程更增加了黄河三角洲湿地的生态压力。

了解黄河三角洲湿地生态变化,是黄河三角洲生态保护的重要基础,黄河三角洲植被、土壤和水体的生态评估是监测黄河三角洲湿地变化的重要手段。因此,应开展黄河三角洲的植被、土壤和水质的高精度反演研究,包括不同物候、不同盐度等环境条件下的植被生长状态评估;高悬浮物浓度条件下的黄河河流水体和近岸水体的叶绿素、黄色物质等水质参数反演研究;湿地生态修复效果高光谱遥感监测与评估;油田生产影响的监测与评估等。

3) 黄河三角洲滨海湿地蓝碳监测与评估研究

潮间带盐沼生态系统是重要的碳汇资源,以盐沼湿地、海草床为代表的黄河三角洲海岸带蓝碳生态系统的碳埋藏能力是同类型内陆湿地的数倍至数十倍,是保障我国双碳指标实现的重要生态资源。对黄河三角洲陆地、潮间带和海域生态系统碳储量本底的准确监测和评估,是开展有目的的生态修复和碳增汇工程的依据和基础。因此,需要在现有高光谱遥感反演碳储量研究的基础上,继续开展盐沼湿地碳储量、固碳能力监测评估,土壤碳储量监测评估,滨海湿地蓝碳的碳循环监测与评估等关键技术研究,推动黄河三角洲的高质量发展。

参考文献:

- [1] 童庆禧,张兵,郑兰芬. 高光谱遥感:原理、技术与应用[M]. 北京:高等教育出版社,2006:1-37.
TONG Qingxi, ZHANG Bing, ZHENG Lanfen. Hyperspectral remote sensing: The principle, technology and application[M]. Beijing: Higher Education Press, 2006: 1-37.
- [2] 杜培军,夏俊士,薛朝辉,等. 高光谱遥感影像分类研究进展[J]. 遥感学报,2016,20(2):236-256.
DU Peijun, XIA Junshi, XUE Chaohui, et al. Review of hyperspectral remote sensing image classification[J]. Journal of Remote Sensing, 2016, 20(2): 236-256.
- [3] 张凝,杨贵军,赵春江,等. 作物病虫害高光谱遥感进展与展望[J]. 遥感学报,2021,25(1):403-422.
ZHANG Ning, YANG Guijun, ZHAO Chunjiang, et al. Progress and prospects of hyperspectral remote sensing technology for crop diseases and pests[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(1): 403-422.
- [4] 何理深,张超. 湿地植被高光谱遥感技术应用研究[J]. 西南林业大学学报(自然科学),2018,38(6):208-214.
HE Lishen, ZHANG Chao. Application of hyperspectral remote sensing in wetland vegetation identification[J]. Journal of Southwest Forestry University, 2018, 38(6): 208-214.
- [5] 王佳鹏,施润和,张超,等. 基于光谱分析的长江口

- 湿地互花米草叶片叶绿素含量反演研究[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(6): 1056-1063.
- WANG Jiapeng, SHI Runhe, ZHANG Chao, et al. Study on the inversion of chlorophyll content of *Spartina alterniflora* leaf in the Yangtze River estuary wetland based on spectral analysis[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32(6): 1056-1063.
- [6] GU Q H, LI Q L, ZHOU M. Water quality monitoring of the Yangtze Estuary by using GF-5 hyperspectral image[C]//Proceedings of the 2019 12th international congress on image and signal processing, BioMedical engineering and informatics (CISP-BMEI), Suzhou, China, 19-21 October 2019. IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2020: 1-5. DOI: 10.1109/CISP-BMEI48845.2019.8965970.
- [7] 柴颖, 阮仁宗, 傅巧妮. 高光谱数据湿地植被类型信息提取[J]. 南京林业大学学报(自然科学版), 2015, 58(1): 181-184.
- CHAI Ying, RUAN Renzong, FU Qiaoni. Extraction of wetland vegetation information using hyperspectral image data[J]. Journal of Nanjing Forestry University (Natural Science Edition), 2015, 58(1): 181-184.
- [8] DOGLIOTTI A I, GOSSN J I, GONZALEZ C, et al. Evaluation of multi- and hyper-spectral chl-*a* algorithms in the Río De La Plata turbid waters during a cyanobacteria bloom[C]. IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium IGARSS, 2021: 7442-7445.
- [9] 张雅春, 那晓东, 臧淑英. 基于 HJ-1A 高光谱影像的湿地精细分类[J]. 地理科学进展, 2018, 37(12): 1705-1712.
- ZHANG Yachun, NA Xiaodong, ZANG Shuying. Wetland high precision classification based on the HJ-1A hyperspectral image[J]. Progress in Geography, 2018, 37(12): 1705-1712.
- [10] 章文龙, 曾从盛, 高灯州, 等. 闽江河口湿地秋茄叶绿素含量高光谱遥感估算[J]. 生态学报, 2014, 34(21): 6190-6197.
- ZHANG Wenlong, ZENG Congsheng, GAO Dengzhou, et al. Estimating the chlorophyll content of *Kandelia candel* based on hyper-spectral remote sensing in the Min River Estuarine wetland[J]. Acta Ecologica Sinica, 2014, 34(21): 6190-6197.
- [11] 王莉雯, 卫亚星. 湿地土壤全氮和全磷含量高光谱模型研究[J]. 生态学报, 2016, 36(16): 5116-5125.
- WANG Liwen, WEI Yaxing. Estimating the total nitrogen and total phosphorus content of wetland soils using hyperspectral models[J]. Acta Ecologica Sinica, 2016, 36(16): 5116-5125.
- [12] CAI J N, CHEN J, DOU X H, et al. Using machine learning algorithms with in situ hyperspectral reflectance data to assess comprehensive water quality of urban rivers[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-13.
- [13] DU B J, MAO D H, WANG Z G, et al. Mapping wetland plant communities using unmanned aerial vehicle hyperspectral imagery by comparing object/pixel-based classifications combining multiple machine-learning algorithms[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14(7): 8249-8258.
- [14] LUO S Z, WANG C, XI X H, et al. Retrieving above-ground biomass of wetland *Phragmites australis* (common reed) using a combination of airborne discrete-return LiDAR and hyperspectral data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2017, 58(2): 107-117.
- [15] HUANG G R, ZHANG X Y, HAN Y C, et al. Observation of suspended sediment in the surrounding sea waters of Dajin Island based on CASI hyperspectral Data[C]. IEEE International Conference on Agro-Geoinformatics, 2019: 1-6.
- [16] 陈秋宇, 杨仁敏, 朱长明. 基于 VIS-NIR 光谱的互花米草入侵湿地土壤有机碳预测研究[J]. 土壤学报, 2021, 58(3): 694-703.
- CHEN Qiuyu, YANG Renmin, ZHU Changming. VTS-NIR spectroscopy-based prediction of soil organic carbon in coastal wetland invaded by *Spartina alterniflora*[J]. Acta Pedologica Sinica, 2021, 58(3): 694-703.
- [17] LIU C, TAO R, LI W, et al. Joint classification of hyperspectral and multispectral images for mapping coastal wetlands[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 14(11): 982-996.
- [18] 朱玉玲. 基于深度学习分类方法的山东省外来入侵物种互花米草遥感监测与分析[D]. 青岛: 自然资源部第一海洋研究所, 2020.
- ZHU Yuling. Remote-sensed monitoring and analysis of invasive alien species *Spartina alterniflora* in Shandong Province based on deep learning classification method[D]. Qingdao: First Institute of Oceanography, Ministry of Natural Resources, 2020.
- [19] 朱玉玲, 任广波, 王建步, 等. 基于子空间划分和 Recorre 组合式降维的 GF-5 高光谱影像互花米草遥感监测[C]//第六届高分辨率对地观测学术年会论文集(上), 北京: 中国科学院高分重大专项管理办公室, 2019: 458-479.
- ZHU Yuling, REN Guangbo, WANG Jianbu, et al. Combination dimensionality reduction based on subspace partitioning and recorre using GF-5 hyperspectral imagery for remote-sensed monitoring of *Spartina alterniflora*[C]//Proceedings of the 6th annual high resolution earth observation conference (Part I). Beijing: Chinese Academy of Sciences High Score major Project Administration

- Office, 2019: 458-479.
- [20] 任广波, 周莉, 梁建, 等. “高分五号”高光谱互花米草遥感识别与制图研究[J]. 海洋科学进展, 2021, 39(2): 312-326.
REN Guangbo, ZHOU Li, LIANG Jian, et al. Monitoring the invasion of *Spartina alterniflora* using hyperspectral remote sensing image of GF-5[J]. Advances in Marine Science, 2021, 39(2): 312-326.
- [21] GAO Y H, LI W, ZHANG M M, et al. Hyperspectral and multispectral classification for coastal wetland using depthwise feature interaction network[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 1-15.
- [22] CUI B G, LI X H, WU J, et al. Tiny-scene embedding network for coastal wetland mapping using Zhuhai-1 hyperspectral images[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19(3): 1-5.
- [23] CHEN C, MA Y, REN G B. Hyperspectral classification using deep belief networks based on conjugate gradient update and pixel-centric spectral block features[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13(7): 4060-4069.
- [24] LIU K, SUN W W, SHAO Y J, et al. Mapping coastal wetlands using transformer in transformer deep network on China ZY1-02D hyperspectral satellite images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2022, 15(5): 3891-3903.
- [25] 任广波, 张杰, 马毅. 基于 HJ-1A 高光谱的黄河口碱蓬和怪柳盖度反演模型研究[J]. 海洋学报, 2015, 37(9): 51-58.
REN Guangbo, ZHANG Jie, MA Yi. Suaeda-salsa and tamarisk fractional cover inversion models by HJ-1A hyperspectral remote sensing image in Yellow River Estuary[J]. Haiyang Xuebao, 2015, 37(9): 51-58.
- [26] 任广波, 张杰, 汪伟奇, 等. 基于 HJ-1 高光谱影像的黄河口芦苇和碱蓬生物量估测模型研究[J]. 海洋学研究, 2014, 32(4): 27-34.
REN Guangbo, ZHANG Jie, WANG Weiqi, et al. Reeds and suaeda biomass estimation model based on HJ-1 hyperspectral image in the Yellow River Estuary[J]. Journal of Marine Sciences, 2014, 32(4): 27-34.
- [27] 傅新, 刘高焕, 黄翀, 等. 湿地翅碱蓬生物量遥感估算模型[J]. 生态学报, 2012, 32(17): 5355-5362.
FU Xin, LIU Gaohuan, HUANG Chong, et al. Remote sensing estimation models of *Suaeda salsa* biomass in the coastal wetland[J]. Acta Ecologica Sinica, 2012, 32(17): 5355-5362.
- [28] 厉彦玲, 赵庚星, 常春艳等. OLI 与 HSI 影像融合的土壤盐分反演模型[J]. 农业工程学报, 2017, 33(21): 173-180.
LI Yanling, ZHAO Gengxing, CHANG Chunyan, et al. Soil salinity retrieval model based on OLI and HSI Image fusion[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(21): 173-180.
- [29] 吴培强, 张杰, 马毅, 等. 基于地物光谱可分性的 CHRIS 高光谱影像波段选择及其分类应用[J]. 海洋科学, 2015, 39(2): 20-24.
WU Pengqiang, ZHANG Jie, MA Yi, et al. A CHRIS hyperspectral band selection method based on spectral separability and classification application[J]. Marine Sciences, 2015, 39(2): 20-24.
- [30] 王建步, 张杰, 马毅, 等. 黄河口湿地典型地物类型高光谱分类方法[J]. 海洋学研究, 2014, 32(3): 36-41.
WANG Jianbu, ZHANG Jie, MA Yi, et al. Classification method of hyperspectral image in typical surface feature of Huanghe River estuary wetland[J]. Journal of Marine Sciences, 2014, 32(3): 36-41.
- [31] 王霄鹏, 张杰, 任广波, 等. 基于光谱特征空间的监督分类中包络线去除效能评价[J]. 海洋科学进展, 2015, 33(2): 195-206.
WANG Xiaopeng, ZHANG Jie, REN Guangbo, et al. Validity evaluation of continuum removal in the supervised classification based on spectral feature space[J]. Advances in Marine Science, 2015, 33(2): 195-206.
- [32] 马毅, 张杰, 任广波, 等. 基于决策级数据融合的 CHRIS 高光谱图像分类方法研究[J]. 海洋科学, 2015, 39(2): 8-14.
MA Yi, ZHANG Jie, REN Guangbo, et al. Research on decision-level data fusion classification method for CHRIS hyperspectral imagery[J]. Marine Sciences, 2015, 39(2): 8-14.
- [33] 初佳兰, 张杰, 任广波, 等. 一种基于众数赋值的高光谱图像地物分类方法[J]. 海洋科学, 2015, 39(2): 72-78.
CHU Jialan, ZHANG Jie, REN Guangbo, et al. A hyperspectral image classification method based on maximum assignment[J]. Marine Sciences, 2015, 39(2): 72-78.
- [34] 陈琛, 马毅, 胡亚斌, 等. 一种自适应学习率的卷积神经网络模型及应用-以滨海湿地遥感分类为例[J]. 海洋环境科学, 2019, 38(4): 621-627.
CHENG Chen, MA Yi, HU Yabin, et al. A convolution neural network model with adaptive learning rate and its application-a case study of remote sensing classification of coastal wetland[J]. Marine Environmental Science, 2019, 38(4): 621-627.
- [35] HU Y B, ZHANG J, MA Y, et al. Hyperspectral coastal wetland classification based on a multi-object convolutional neural network model and decision fusion[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(7): 1110-1114.
- [36] 杨俊芳. 现代黄河三角洲入侵植物互花米草遥感监测

- 与分析[D]. 青岛: 中国石油大学(华东), 2017.
YANG Junfang. Remote sensing monitoring and analysis of invasion plant *Spartina alterniflora* in Modern Yellow River Delta[D]. Qingdao: China University of Petroleum (East China), 2017.
- [37] 安德玉, 邢前国, 赵庚星. 基于 HICO 波段的滨海土壤盐分遥感反演研究[J]. 海洋学报, 2018, 40(6): 51-59.
AN Deyu, XING Qianguo, ZHAO Gengxing. Remote sensing of coastal soil salinity based on HICO band[J]. Haiyang Xuebao, 2018, 40(6): 51-59.
- [38] 李阳东, 吴珍瑜, 常亮. 基于 GOCI 影像进行渤海表层悬浮泥沙浓度估算的新方法[J]. 海洋湖沼通报, 2020(3): 80-88.
LI Yangdong, WU Zhenyu, CHANG Liang. A novel method for the estimation of suspended sediment concentration in Bohai Sea based on GOCI images[J]. Transactions of Oceanology and Limnology, 2020(3): 80-88.
- [39] QIU Z F. A simple optical model to estimate suspended particulate matter in Yellow River Estuary[J]. Optics Express, 2013, 21(23): 27891-27904.
- [40] 牟冰, 崔廷伟, 秦平, 等. 黄河口海域颗粒有机碳浓度遥感反演与时空分布特征[J]. 光学学报, 2017, 37(8): 33-43.
MOU Bing, CUI Tingwei, QIN Ping, et al. Remote sensing retrieval and temporal-spatial distribution characteristics of particulate organic carbon concentration in seawater near Yellow River Estuary[J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(8): 33-43.
- [41] 肖合辉. 渤海海域悬浮体分布: 季节性变化及扩散通量[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2014.
XIAO Hehui. Distribution of suspended sediment in Bohai Sea and yellow Sea: Seasonal variation and diffusion flux[D]. Qingdao: Ocean University of China, 2014.
- [42] 陆建忠. 遥感反演与数值模拟耦合的渤海悬浮泥沙输移研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2010.
LU Jianzhong. Study on suspended sediment transport coupled remote sensing retrieval and numerical simulation in the Bohai Sea, China[D]. Wuhan: Wuhan University, 2010.
- [43] 刘晓, 黄海军, 刘艳霞, 等. 黄河三角洲附近海域悬浮泥沙浓度估算[J]. 人民黄河, 2013, 35(2): 10-12.
LIU Xiao, HUANG Haijun, LIU Yanxia, et al. Estimation of suspended sediment concentration in the sea water near the Yellow River Delta[J]. Yellow River, 2013, 35(2): 10-12.
- [44] 申明, 王思远, 马元旭, 等. 基于自组织网络的黄河口浑浊模式研究[J]. 地球信息科学学报, 2018, 20(8): 1190-1200.
SHEN Ming, WANG Siyuan, MA Yuanxu, et al. Turbidity patterns identification based on self-organizing maps at Yellow River Estuary[J]. Journal of Geo-Information Science. 2018, 20(8): 1190-1200.
- [45] CHEN J, Quan W T. An improved algorithm for retrieving chlorophyll-*a* from the Yellow River Estuary using MODIS imagery[J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2013, 185(3): 2243-2255.
- [46] 青松. 渤海盐度和悬浮颗粒粒径的遥感反演及应用研究[D]. 青岛: 中国海洋大学, 2011.
QING Song. Remote sensing research and application of salinity and suspended partilce size of the Bohai Sea[D]. Qingdao: Ocean University of China, 2011.
- [47] 崔廷伟, 张杰, 马毅, 等. 渤海悬浮物分布的遥感研究[J]. 海洋学报, 2009, 31(5): 10-18.
CUI Tingwei, ZHANG Jie, MA Yi et al. The study on the distribution of suspended particulate matter in the Bohai Sea by remote sensing[J]. Haiyang Xuebao, 2009, 31(5): 10-18.
- [48] 孙伟伟, 任凯, 肖晨超, 等. 资源一号 02D 卫星高光谱与多光谱融合数据滨海湿地分类应用[J]. 航天器工程, 2020, 29(6): 162-168.
SUN Weiwei, REN Kai, XIAO Chenchao, et al. Classification of coastal wetlands based on hyperspectral and multispectral fusion data of ZY-1-02D satellite[J]. Spacecraft Engineering, 2020, 29(6): 162-168.
- [49] SUN W W, YANG G, REN K, et al. A label similarity probability filter for hyperspectral image postclassification[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14(7): 6897-6905.
- [50] XIE Z J, HU J W, KANG X D, et al. Multilayer global spectral-spatial attention network for wetland hyperspectral image classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1-13.
- [51] 赵燕红, 侯鹏, 蒋金豹, 等. 植被生态遥感参数定量反演研究方法进展[J]. 遥感学报, 2021, 25(11): 2173-2197.
ZHAO Yanhong, HOU Peng, JIANG Jinbao, et al. Progress in quantitative inversion of vegetation ecological remote sensing parameters[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(11): 2173-2197.
- [52] WANG S, ZHANG B, XIE G D, et al. Vegetation cover changes and sand-fixing service responses in the Beijing-Tianjin sandstorm source control project area[J]. Environmental Development, 2020, 34: 100455.
- [53] 李苗苗, 吴炳方, 颜长珍, 等. 密云水库上游植被覆盖度的遥感估算[J]. 资源科学, 2004, 26(4): 153-159.
LI Miaomiao, WU Bingfang, YAN Changzhen, et al. Estimation of vegetation fraction in the upper basin of Miyun reservoir by remote sensing[J]. Resource Science, 2004, 26(4): 153-159.
- [54] 路广, 韩美, 王敏, 等. 近代黄河三角洲植被覆盖度时

- 空变化分析[J]. 生态环境学报, 2017, 26(3): 422-428.
- LU Guang, HAN Mei, WANG Min, et al. Temporal and spatial variation of vegetation fraction in the modern Yellow River Delta[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2017, 26(3): 422-428.
- [55] 何诚, 冯仲科, 韩旭, 等. 基于多光谱数据的永定河流域植被生物量反演[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(12): 3353-3357.
- HE Cheng, FENG Zhongke, HAN Xu, et al. The inversion processing of vegetation biomass along Yongding River based on multispectral information[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2012, 32(12): 3353-3357.
- [56] 丁蕾, 马毅. 基于现场光谱的黄河口湿地芦苇生物量估算模型研究[J]. 海洋环境科学, 2015, 34(5): 718-722, 728.
- DING Lei, MA Yi. Research on biomass estimation model of reed in Yellow River Estuary wetland based on the in situ spectral data[J]. Marine Environmental Science, 2015, 34(5): 718-722, 728.
- [57] Chen C, Ma Y, Ren G B, et al. Above ground biomass of salt-marsh vegetation in coastal wetlands: Sample expansion of in situ hyperspectral and Sentinel-2 data using a generative adversarial network[J]. Remote Sensing of Environment, 2022, 270: 112885.
- [58] 朴世龙, 方精云, 郭庆华. 利用 CASA 模型估算我国植被净第一性生产力[J]. 植物生态学报, 2001, 25(5): 603-608.
- PU Shilong, FANG Jingyun, GUO Qinghua. Application of CASA model to the estimation of Chinese terrestrial net primary productivity. Chinese Journal of Plant Ecology, 2001, 25(5): 603-608.
- [59] Monteith J L. Solar radiation and productivity in tropical ecosystems[J]. Journal of applied ecology, 1972, 9(3): 747-766.
- [60] POTTER C S, RANDERSON J T, FIELD C B, et al. Terrestrial ecosystem production: a process model based on global satellite and surface data[J]. Global Biogeochemical Cycles, 1993, 7(4): 811-841.
- [61] 池源, 石洪华, 孙景宽, 等. 近 30 年来黄河三角洲植被净初级生产力时空特征及主要影响因素[J]. 生态学报, 2018, 38(8): 2683-2697.
- CHI Yuan, SHI Honghua, SUN Jingkuan, et al. Spatio-temporal characteristics and main influencing factors of vegetation net primary productivity in the Yellow River Delta in recent 30 years[J]. Acta Ecologica Sinica, 2018, 38(8): 2683-2697.
- [62] 路广, 韩美, 徐泽华, 等. 黄河三角洲新生湿地净初级生产力时空变化[J]. 生态学杂志, 2019, 38(4): 1113-1122.
- LU Guang, HAN Mei, XU Zehua, et al. Spatiotemporal variations of net primary productivity in new wetlands of the Yellow River Delta[J]. Chinese Journal of Ecology, 2019, 38(4): 1113-1122.
- [63] 王绍强, 许珺, 周成虎. 土地覆被变化对陆地碳循环的影响——以黄河三角洲河口地区为例[J]. 遥感学报, 2001, 5(2): 142-148, 162.
- WANG Shaoqiang, XU Jun, ZHOU Chenghu. The effect of land cover change on carbon cycle: A case study in the Estuary of Yellow River Delta[J]. Journal of Remote Sensing, 2001, 5(2): 142-148, 162.
- [64] 王建步, 张杰, 马毅, 等. 基于 GF-1 WFV 的黄河口湿地植被碳储量估算研究[J]. 海洋科学进展, 2019, 37(1): 75-83.
- WANG Jianbu, ZHANG Jie, MA Yi, et al. Estimation of vegetation carbon storage in the Yellow River Estuary wetland based on GF-1 WFV Satellite Image[J]. Advances in Marine Science, 2019, 37(1): 75-83.
- [65] 赵广琦, 张利权, 梁霞. 芦苇与入侵植物互花米草的光合特性比较[J]. 生态学报, 2005, 25(7): 1604-1611.
- ZHAO Guangqi, ZHANG Liqun, LIANG Xia, et al. A comparison of photosynthetic characteristics between an invasive plant *Spartina alterniflora* and an indigenous plant *Phragmites australis*[J]. Acta Ecologica Sinica, 2005, 25(7): 1604-1611.
- [66] 吕培茹, 田家怡, 申保忠. 外来生物米草入侵对黄河三角洲盐沼生物群落的影响[J]. 海洋湖沼通报, 2010, 3(3): 157-165.
- LV Peiru, TIAN Jiayi, SHEN Baozhong. Effects of invasive alien rice grass on biological communities of salt marsh in the Yellow River Delta[J]. Transactions of Oceanology and Limnology, 2010, 3(3): 157-165.
- [67] 朱士文, 潘秀莲, 李秀启, 等. 外来物种米草对黄河三角洲生态环境的影响[J]. 山东农业科学, 2012, 44(3): 73-75, 83.
- ZHU Shiwen, PAN Xiulian, LI Xiuqi, et al. Effect of *Spartina* spp. invasion on saltmarsh community of the Yellow River Delta[J]. Shandong Agricultural Sciences, 2012, 44(3): 73-75, 83.
- [68] 任广波, 刘艳芬, 马毅, 等. 现代黄河三角洲互花米草遥感监测与变迁分析[J]. 激光生物学报, 2014, 23(6): 596-603, 608.
- REN Guangbo, LIU Yanfen, MA Yi, et al. *Spartina alterniflora* monitoring and change analysis in Yellow River Delta by remote sensing technology[J]. Journal of Laser Biology, 2014, 23(6): 596-603, 608.
- [69] 杨俊芳, 马毅, 任广波, 等. 基于国产高分卫星遥感数据的现代黄河三角洲入侵植物互花米草监测方法[J]. 海洋环境科学, 2017, 36(4): 596-602.
- YANG Junfang, MA Yi, REN Guangbo, et al. Monitoring method of invasive vegetation *Spartina alterniflora* in modern Yellow River delta based on gf remote sensing data[J]. Marine Environmental Science, 2017, 36(4): 596-602.

- 596-602.
- [70] 李晓敏, 张杰, 马毅, 等. 基于无人机高光谱的外来入侵种互花米草遥感监测方法研究——以黄河三角洲为研究区[J]. 海洋科学, 2017, 41(4): 98-107.
LI Xiaomin, ZHANG Jie, MA Yi, et al. Study on monitoring alien invasive species *Spartina alterniflora* using unmanned aerial vehicle hyperspectral remote sensing—a case study of the Yellow River Delta[J]. Marine Sciences, 2017, 41(4): 98-107.
- [71] 朱玉玲, 王建步, 王安东, 等. 融合浅层特征的深度卷积神经网络互花米草遥感监测方法[J]. 海洋科学, 2019, 43(7): 12-22.
ZHU Yuling, WANG Jianbu, WANG Andong, et al. Remote-sensed monitoring of *Spartina alterniflora* using deep convolutional neural network method with fusion of shallow features[J]. Marine Sciences, 2019, 43(7): 12-22.
- [72] 陈柯欣, 丛丕福, 曲丽梅, 等. 黄河三角洲互花米草、碱蓬种群变化及扩散模拟[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2021, 57(1): 128-134.
CHEN Kexin, CONG Pifu, QU Limei, et al. Simulation of dynamic changes and diffusion of typical vegetation populations in coastal wetlands in the Yellow River Delta[J]. Journal of Beijing Normal University (Natural Science), 2021, 57(1): 128-134.
- [73] ZHANG C, GONG Z N, QIU H C, et al. Mapping typical salt-marsh species in the Yellow River Delta wetland supported by temporal-spatial-spectral multidimensional features[J]. Science of The Total Environment, 2021, 783: 147061.
- [74] REN G B, ZHAO Y J, WANG J B, et al. Ecological effects analysis of *Spartina alterniflora* invasion within Yellow River delta using long time series remote sensing imagery[J]. Estuarine, Coastal and Shelf Science, 2021, 249: 107111.
- [75] FU S, ZHENG S Y, GAO W L, et al. Effects of the water-sediment regulation scheme on the expansion of *Spartina alterniflora* at the Yellow River estuary, China[J]. Frontiers in Environmental Science, 2021, 9: 642442.
- [76] 张思青, 刘依, 刘怡然, 等. 基于元胞自动机的黄河三角洲互花米草种群扩散动态模拟[J]. 北京师范大学学报(自然科学版), 2021, 57(1): 121-127.
ZHANG Siqing, LIU Yi, LIU Yiran, et al. Cellular automata simulation of population expansion dynamics of *Spartina alterniflora* in the Yellow River Delta[J]. Journal of Beijing Normal University (Natural Science), 2021, 57(1): 121-127.
- [77] GONG Z N, ZHANG C, ZHANG L, et al. Assessing spatiotemporal characteristics of native and invasive species with multi-temporal remote sensing images in the Yellow River Delta, China[J]. Land Degradation & Development, 2021, 32(3): 1338-1352.
- [78] 王君. 基于高分遥感的黄河三角洲土壤盐渍化变化特征分析[D]. 济南: 济南大学, 2020.
WANG Jun. Characteristics analysis of soil salinization in the Yellow River Delta based on high resolution remote sensing[D]. Jinan: University of Jinan, 2020.
- [79] 亢庆, 于嵘, 张增祥, 等. 土壤盐碱化遥感应用研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2005, 20(4): 447-454.
KANG Qing, YU Rong, ZHANG Zengxiang, et al. Advances in study on remote sensing application of soil salinization[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2005, 20(4): 447-454.
- [80] 张婷婷. 黄河三角洲土地盐渍化格局的遥感监测及盐渍化过程的空间分析与评价[D]. 上海: 复旦大学, 2011.
ZHANG Tingting. Monitor, evaluate and analyze land salinization pattern, process and ecological effects in the Yellow River Delta: using remote sensing and ecological models[D]. Shanghai: Fudan University, 2011.
- [81] 张晓光, 姜子璇, 孔繁昌. 滨海盐渍土可见近红外高光谱特征[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(4): 816-821.
ZHANG Xiaoguang, JIANG Zixuan, KONG fanchang. Hyperspectral characteristics of coastal saline soil with visible near infrared spectroscopy[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2019, 34(4): 816-821.
- [82] 张智韬, 魏广飞, 姚志华, 等. 基于无人机多光谱遥感的土壤含盐量反演模型研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(12): 151-160.
ZHANG Zhitao, WEI Guangfei, YAO Zhihua, et al. Soil salt inversion model based on UAV multispectral remote sensing[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(12): 151-160.
- [83] 张子璇. 基于多源数据的黄河三角洲土壤盐分反演及动态分析[D]. 泰安: 山东农业大学, 2021.
ZHANG Zixuan. Inversion and dynamics analysis of soil salinity based on multi-source data in the Yellow River Delta[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2021.
- [84] 柴思跃, 马维玲, 刘高焕, 等. GA-PLS 方法提取土壤水盐光谱特征的精度分析[J]. 遥感技术与应用, 2015, 30(4): 638-644.
CHAI Siyue, MA Weiling, LIU Gaohuan, et al. Accuracy analysis of GA-PLS based soil water salinity hyperspectral characteristics mining approach[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2015, 30(4): 638-644.
- [85] 郭鹏, 李华, 陈红艳, 等. 基于光谱指数优选的土壤盐分定量光谱估测[J]. 水土保持通报, 2018, 38(3): 193-199, 205.
GUO Peng, LI Hua, CHEN Hongyan, et al. Quantitative spectral estimation of soil salinity based on optimum spectral indices[J]. Bulletin of Soil and Water Conser-

- vation, 2018, 38(3): 193-199, 205.
- [86] 贾萍萍, 张俊华, 孙媛, 等. 基于实测高光谱和 Landsat 8 OLI 影像的土壤盐化和碱化程度反演研究[J]. 土壤通报, 2020, 51(3): 511-520.
JIA Pingping, ZHANG Junhua, SUN Yuan, et al. Inversion of soil salinity and pH degree based on measured hyperspectral and Landsat 8 OLI Image[J]. Chinese journal of soil science, 2020, 51(3): 511-520.
- [87] 安德玉, 赵庚星, 常春艳, 等. 基于野外高光谱的黄河三角洲滨海盐渍土盐分含量估测研究[J]. 土壤通报, 2015, 46(4): 843-850.
AN Deyu, ZHAO Gengxing, CHANG Chunyan, et al. Estimation of coastal saline soil salinity in the Yellow River Delta based on field hyperspectra[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2015, 46(4): 843-850.
- [88] 王明宽, 莫宏伟, 陈红艳. 基于多光谱影像反演土壤盐分的建模方法研究[J]. 土壤通报, 2016, 47(5): 1036-1041.
WANG Mingkuan, MO Hongwei, CHEN Hongyan. Study on model method of inversion of soil salt based on multispectral image[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2016, 47(5): 1036-1041.
- [89] 张成雯, 唐家奎, 于新菊, 等. 黄河三角洲土壤含盐量定量遥感反演[J]. 中国科学院研究生院学报, 2013, 30(2): 220-227.
ZHANG Chengwen, TANG Jiakui, YU Xinju, et al. Quantitative retrieval of soil salt content based on remote sensing in the Yellow River delta[J]. Journal of the Graduate School of the Chinese Academy of Science, 2013, 30(2): 220-227.
- [90] 张晓光, 陈明利, 刘佩茹, 等. 黄河三角洲典型地区土壤有机质空间变异[J]. 长江科学院院报, 2017, 34(5): 27-30.
ZHANG Xiaoguang, CHEN Mingli, LIU Peiru, et al. Spatial variability of soil organic matter in typical area of the Yellow River Delta[J]. Journal of Yangze River Scientific Research Institute, 2017, 34(5): 27-30.
- [91] 王娜娜, 齐伟, 宋萍等. 山东滨海盐土盐分含量高光谱特性及其反演研究[J]. 土壤通报, 2013, 44(5): 1096-1100.
WANG Nana, QI Wei, SONG Ping, et al. Hyperspectral characteristics and retrieval of salt content in the coastal saline soil of Shandong Province[J]. Chinese Journal of Soil Science, 2013, 44(5): 1096-1100.
- [92] 谢树刚. 基于高光谱的黄河三角洲土壤有机质含量估测模型研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2021.
XIE Shugang. Research on estimation model of soil organic matter content in Yellow River Delta based on hyperspectral[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2021.
- [93] 韩兆迎, 朱西存, 刘庆, 等. 黄河三角洲土壤有机质含量的高光谱反演[J]. 植物营养与肥料学报, 2014, 20(6): 1545-1552.
HAN Zhaoying, ZHU Xicun, LIU Qing, et al. Hyperspectral inversion models for soil organic matter content in the Yellow River Delta[J]. Journal of Plant Nutrition and Fertilizers, 2014, 20(6): 1545-1552.
- [94] 李萍, 赵庚星, 高明秀, 等. 黄河三角洲土壤含水量状况的高光谱估测与遥感反演[J]. 土壤学报, 2015, 52(6): 1262-1272.
LI Ping, ZHAO Gengxing, GAO Mingxiu, et al. Hyperspectral estimation and remote sensing retrieval of soil water regime in the Yellow River Delta[J]. Acta Pedologica Sinica, 2015, 52(6): 1262-1272.
- [95] 樊彦国, 韩志聪, 丁智慧, 等. 基于 MODIS 数据的土壤湿度反演——以东营市为例[J]. 山东农业科学, 2016, 48(2): 133-137.
FAN Yanguo, HAN Zhicong, DING Zhihui, et al. Inversion of soil moisture based on MODIS data—taking Dongying city for example[J]. Shandong Agricultural Sciences, 2016, 48(2): 133-137.
- [96] 刘浩. 基于 MODIS 数据的土壤湿度反演研究[D]. 烟台: 鲁东大学, 2014.
LIU Hao. Study of soil moisture retrieval based on MODIS Image data in the Yellow RIVER Delta[D]. Yantai: Ludong University, 2014.
- [97] 于婷. 土壤湿度空间分布特征分析与模拟研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2016.
YU Ting. Research on soil moisture spatial distribution analysis and simulation[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2016.
- [98] 王丽娜. 基于高光谱技术的黄河三角洲盐碱土水盐含量估测研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2013.
WANG Lina. Estimation on saline alkali soil water and salt contents based on hyperspectral technology in the Yellow River Delta[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2013.
- [99] 陈亚慧, 丘中锋, 孙德勇, 等. 黄渤海悬浮颗粒物粒径的遥感反演研究[J]. 光学学报, 2015, 35(9): 58-67.
CHEN Yahui, QIU Zhongfeng, SUN Deyong, et al. Remote sensing of suspended particle size in Yellow Sea and Bohai Sea[J]. Acta Optica Sinica, 2015, 35(9): 58-67.
- [100] 阿如汗, 青松, 包玉海. Landsat-8 OLI 卫星数据的大气校正检验及其应用[J]. 海洋科学, 2018, 42(6): 107-115.
A Ruhan, QING Song, BAO Yuhai. The inspection and application of atmospheric correction algorithm in Landsat-8 OLI data[J]. Marine Sciences, 2018, 42(6): 107-115.
- [101] 吴灵灵. 高浑浊水体叶绿素 *a* 浓度反演算法与太阳耀光影响初探[D]. 烟台: 中国科学院大学(中国科学院烟台海岸带研究所), 2018.
WU Lingling. Inversion study on chlorophyll-*a* conce-

- centration of turbid water and study on sun glint effects[D]. Yantai: Yantai Institute of Coastal Zone Research, Chinese Academy of Sciences, 2018.
- [102]冯文哲, 王新涛, 韩佳, 等. 基于卫星和无人机遥感数据尺度转换的土壤盐渍化监测研究[J]. 节水灌溉, 2020(11): 87-93, 104.
FENG Wenzhe, WANG Xintao, HAN Jia, et al. Research on soil salinization monitoring based on scale conversion of satellite and UAV remote sensing data[J]. Water Saving Irrigation, 2020(11): 87-93, 104.
- [103]方帅, 朱向东, 曹风云. 基于类解混的高光谱和多光谱图像融合算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2020, 32(1): 54-67.
FANG Shuai, ZHU Xiangdong, CAO Fengyun. Hyperspectral and Multispectral Image Fusion Based on Unmixing-Like[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2020, 32(1): 54-67.
- [104]赵伍迪, 李山山, 李安, 等. 结合深度学习的高光谱与多源遥感数据融合分类[J]. 遥感学报, 2021, 25(7): 1489-1502.
ZHAO Wudi, LI Shanshan, LI An, et al. Deep fusion of hyperspectral images and multi-source remote sensing data for classification with convolutional neural network[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2021, 25(7): 1489-1502.
- [105]LI S T, SONG W W, FANG L Y, et al. Deep learning for hyperspectral image classification: An overview[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(9): 6690-6709.
- [106]刘润红, 梁士楚, 赵红艳, 等. 中国滨海湿地遥感研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(6): 998-1011.
LIU Runhong, LIANG Shichu, ZHAO Hongyan, et al. Progress of Chinese coastal wetland based on remote sensing[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2017, 32(6): 998-1011.
- [107]吴晶晶, 栗云召, 于良巨, 等. 黄河三角洲自然湿地景观连接度动态变化及其驱动因素分析[J]. 生态环境学报, 2018, 27(1): 71-78.
WU Jingjing, LI Yunzhao, YU Liangju, et al. Dynamic changes and driving factors of landscape connectivity for natural wetland in Yellow River Delta[J]. Ecology and Environmental Sciences, 2018, 27(1): 71-78.

Hyperspectral remote sensing in the Yellow River Delta wetland

LI Zhong-wei¹, GUO Fang-ming¹, REN Guang-bo², MA Yi², XIN Zi-qi¹, HUANG Wen-hao¹, SUI Hao¹, MENG Qiao¹

(1. China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China; 2. First Institute of Oceanology, Ministry of Natural Resources, Qingdao 266061, China)

Received: Oct. 14, 2022

Key words: Yellow River Delta wetland; hyperspectral remote sensing; remote sensing-based monitoring of vegetation; soil parameter retrievals; water quality retrievals

Abstract: The Yellow River Delta wetland is the broadest, the most complete and the youngest coastal wetland in the warm temperate zone in China; further, it is an integral part of the ecological conservation and high-quality development of the Yellow River Basin, with crucial environmental protection and scientific research values. Species diversity, habitat complexity, and drastic change are essential characteristics of the Yellow River Delta wetland. Hyperspectral remote sensing is an important technical method for the ecological monitoring of this wetland. First, this article expounds on the advantages of hyperspectral remote sensing in monitoring vegetation, soil, and water quality in estuarine wetlands. Second, this article summarizes the research progress of remote sensing-based vegetation monitoring, soil parameter retrieval, and water quality retrieval in the Yellow River Delta wetland. Finally, based on the ecological monitoring status of the Yellow River Delta wetland, this paper proposes the future requirements and prospects of hyperspectral remote sensing.

(本文编辑: 赵卫红)