doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.03.024

基于多时相GF1 - WFV和GF3 - FSII极化特征的湿地分类

王 欢¹ 张 超^{1,2} 郧文聚^{2,3} 吕雅慧¹ 尤淑撑⁴ 魏 海⁴ (1.中国农业大学土地科学与技术学院,北京 100083; 2.自然资源部农用地质量与监控重点实验室,北京 100035; 3.自然资源部国土整治中心,北京 100035; 4.中国国土勘测规划院,北京 100035)

摘要:针对湿地季节性变化特点和不同湿地类型植被覆盖的差异,综合利用多时相 GF1-WFV 和 GF3-FS II 极化特征数据,开展湿地精细分类方法研究。首先,对 13 期 GF1-WFV 影像的光谱信息、植被指数和水体指数,利用随机森林算法(Random forests,RF)的 OOB 样本,优选出 50 个特征值,进行湿地初分类;然后,针对分类结果中沼泽草地、灌丛沼泽和沼泽地混分,部分湿地类型识别精度低的问题,利用 1 期植被生长旺盛期的 GF3-FS II 双极化 SAR 影像,从强度和幅度两个维度进行后向散射特征分析,优选 σ_{FD-HH}进行部分湿地类型识别;最后,以吉林省大安市为研究区进行实例验证与分析,结果表明,湿地分类总体精度为 86.23%,Kappa 系数为 0.82。本文研究结果可以为湿地资源调查和管理提供技术支撑。

关键词:湿地分类;多时相 GF1 – WFV; GF3 – FSⅡ;极化特征;随机森林 中图分类号:TP79 文献标识码:A 文章编号:1000-1298(2020)03-0209-07



Wetland Classification Based on Multi-temporal GF1 – WFV and GF3 – FS II Polarization Features

WANG Huan¹ ZHANG Chao^{1,2} YUN Wenju^{2,3} LÜ Yahui¹ YOU Shucheng⁴ WEI Hai⁴

(1. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China

2. Key Laboratory for Agricultural Land Quality Monitoring and Control, Ministry of Natural Resources, Beijing 100035, China

3. Land Consolidation and Rehabilitation Center, Ministry of Natural Resources, Beijing 100035, China

4. China Land Survey and Planning Institute, Beijing 100035, China)

Abstract: According to the seasonal variation of wetland and the difference of vegetation cover in different wetland types, the multi-temporal GF1 – WFV remote sensing data and polarization features of GF3 – FS II data were comprehensively used to research on wetland fine classification method. Firstly, totally 50 high importance feature values from the spectral information, vegetation index and water index of thirteen GF1 – WFV remote sensing data were optimized, which used OOB sample of random forests, and the 50 high importance feature values were used to preliminary classification of wetland. Then, aiming at the problem that marsh grassland, shrub swamp and marsh land were mixed in the classification results, and the recognition accuracy of some wetland types was low, the separation degree of backscattering features was analyzed from two dimensions of intensity and amplitude by using the GF3 – FS II HH and HV polarization data of vigorous vegetation growth, optimized $\sigma_{\rm FD-HH}$ feature was used for wetland types classification. Finally, taking Da'an City in Jilin Province as the research area to verify and analyze the method. The results showed that the overall accuracy of wetland classification reached 86.23% with Kappa coefficient of 0.82. The results can provide technical support for wetland resource investigation and management.

Key words: wetland classification; multi-temporal GF1 - WFV; GF3 - FS []; polarization features; random forests

收稿日期: 2019-07-23 修回日期: 2019-08-28

基金项目:中国国土勘测规划院委托科技项目(201805510810461)

作者简介: 王欢(1993—),女,博士生,主要从事遥感在土地中的应用研究,E-mail: HuanWangC@163.com

通信作者:张超(1972—),男,教授,博士生导师,主要从事遥感在土地和农业中的应用研究,E-mail: zhangchaobj@ cau. edu. cn

0 引言

快速、准确地监测湿地的状况,探究不同类型湿地的空间分布与特征,对区域湿地资源管理、湿地资源保护以及国家生态文明建设具有重要意义^[1-2]。 2009年,原国家林业局组织了全国第二次湿地资源调查,但是缺少对湿地的类别属性、空间分布情况的统计。相比野外实地调查,卫星遥感技术具有大面积重复性观测的特点,在湿地分类方面有独特的优势,已广泛应用于湿地资源识别、调查监测等研究中^[3-5]。

利用多时相光学遥感数据获取湿地信息是湿地 遥感分类的重要方式^[6-7]。文献 [8] 利用时序 MODIS 数据提取洞庭湖大范围湿地信息,表明多时 相数据能更好地反映湿地等地物特征:文献[9]基 于多时相 HJ-1 卫星数据,利用多种属性特征,较好 地识别了界限模糊的湿地景观;文献[10]基于多时 相 SPOT-5 卫星数据重点对湿地植被类型进行区 分,取得了较好的效果。但利用多时相光学数据难 以有效区分不同结构植被覆盖的湿地类型。合成孔 径雷达(Synthetic aperture radar, SAR)具有全天时、 全天候工作和穿透性强的特点,利用极化 SAR 数据 进行湿地植被分类,能够补充提高光学数据对植被 冠层结构识别的精度。文献[11]利用光学和 SAR 数据在刚果盆地进行湿地测绘;文献[12]探索了不 同数据对湿地分类准确性的影响,表明 C 波段 SAR 数据对湿地分类有积极作用。另有研究表明,C波 段 SAR 数据对低矮植被的穿透作用较强,尤其对高 度1m左右的草本植被识别比L波段 SAR 数据更 合适[13-14]。

本文结合多时相光学数据与 SAR 数据的优势, 基于不同湿地类型在光学特征、SAR 极化特征上的 差异,探索基于 RF 的时序优选光学特征集和 SAR 数据极化特性分析相结合的湿地分类方法,以实现 快速、准确地获取湿地的分布和面积,为湿地资源调 查提供技术支撑。

1 研究区和数据

1.1 研究区概况

以吉林省大安市的湿地分布区为研究区,如 图1所示。大安市地处松嫩平原腹地,属中温带季 风气候,四季分明,位于44°57′~45°46′N,123°8′~ 124°22′E。拥有丰富的湿地资源,其中"一江两河" (嫩江、洮儿河、霍林河)等水域占地面积约726 km², 还拥有嫩江湾国家湿地公园、牛心套保湿地公园、月 亮湖、五间房水库和查干湖等湿地聚集区。



图 1 研究区湿地分布 Fig. 1 Wetland distribution of research area

1.2 数据源与预处理

大安市的平水期在 4 月中下旬到 5 月下旬,丰 水期在 6 月上旬到 8 月下旬,为充分体现大安市湿 地复杂的生物环境及物候信息,本文选取 2018 年 4—8 月 Level - 1 A 级别的多时相 GF1 - WFV 数据, 空间分辨率 16 m,幅宽 800 km;由于云层和植被结 构变化等因素对湿地分类的影响,且每年 6 月是蒲 科、禾本科等湿地植被生长速度最快、株高等植被结 构变化最明显的时期,选取 6 月的 GF3 - FS II 数据, 空间分辨率为 10 m,幅宽 100 km,包括 HH 和 HV 两 种极化方式。选用遥感数据参数如表 1 所示。

表 1 遥感数据参数 Tab.1 Remote sensing data parameters

编号	传感器 类型	分辨率/ m	数据时相			
		16	2018 - 04 - 24 2018 - 04 - 25			
	GF1		2018 - 05 - 19 2018 - 05 - 23			
A1 - A13			2018 - 05 - 24 2018 - 06 - 04			
			2018 - 06 - 09 2018 - 06 - 12			
			2018 - 06 - 21 2018 - 07 - 28			
			2018 - 08 - 01 2018 - 08 - 02			
			2018 - 08 - 18			
B1	GF3	10	2018 - 06 - 21			

由于 GF1 - WFV 影像在成像过程中存在辐射 失真、辐射误差和几何畸变,每期影像都需要进行辐 射校正、大气校正和几何校正处理。

强度和幅度特征是 SAR 影像最主要的特征,本 文将 GF3 – FS II 数据经复数据转换为强度和幅度特 征^[15-16];相干斑噪声会干扰 SAR 图像的解译,本文 采用 Forest 滤波^[15-16]进一步抑制噪声;SAR 图像中 后向散射系数 σ_{dB} 的获取,需根据预处理后的像元 值计算获得

$$\sigma_{\rm dB} = 10 \lg D_N \tag{1}$$

式中 D_N——影像像元值

1.3 训练和验证样本获取

于 2018 年 5 月到研究区进行实地调查,后期通 过 Google Earth 平台目视解译,最终确定研究区内 典型湿地样本。选择 283 个训练样本,其中内陆滩 涂 17 个、沼泽草地 39 个、湖泊水面 14 个、灌丛沼泽 27 个、河流水面 11 个、沼泽地 62 个、坑塘/水库水 面 82 个和水田 31 个。按照 7:3的比例随机确定分 类训练样本和验证样本。

2 研究方法

研究方法如图 2 所示,首先将多时相 GF1 - WFV 影像的光谱特征、植被指数和水体指数特征优选后,采用 RF 方法进行湿地分类,得到初步的湿地分类结果。以 GF3 - FS II 极化特征对沼泽草地、灌丛沼泽和沼泽地等湿地类型进行进一步识别。最后综合两者分类结果,得到最终的湿地分类结果。



Fig. 2 Research method

2.1 湿地分类体系与湿地特点

根据《湿地公约》和其他相关资料^[18-19],结合 研究区的实际情况,建立表2所示的湿地分类体系。 大安市湿地类型以天然湿地为主,具体分为河流水 面、湖泊水面、内陆滩涂、沼泽草地、灌丛沼泽和沼泽 地,人工湿地主要为水田和坑塘/水库水面。

		表2	2 7	大安市湿地分类体系						
•	~							n		~

Tab. 2	Categories	plan	of	wetland	in	Da'	an	City
--------	------------	------	----	---------	----	-----	----	------

一级分类	二级分类	具体说明				
	湖泊水面	常年有水的湖泊,仅包括水面				
	河流水面	常年有水的河流,仅包括水面				
	内陆滩涂	时令湖、河洪水位以下的滩地;水库、坑				
		塘的正常蓄水位与洪水位间的滩地				
天然湿地	X7 X7 44 14	天然草本植物为主的沼泽,植被覆盖度				
	沿洋早地	高于 30%				
	***	灌丛植物为主的浅水沼泽,植被覆盖度				
	准丛伯伴	高于 30%				
	沼泽地	湿生草本植物为主的沼泽,植被覆盖度				
		低于 30%				
人工湿地	水田	用于种植水稻等水生农作物的耕地				
	坑塘/水	人工开挖汇集或天然形成的坑塘/水库,				
	库水面	仅包括水面				

内陆滩涂和水面(湖泊、河流、坑塘/水库),主 要利用平水期和丰水期二者水位的差异进行精确的 划分;坑塘水面和湖泊(河流)水面,蓝波段反射强, 区别明显;水田主要种植水稻,在影像上表现为清晰 的方块状,与其他湿地植被相比较容易区分。这几 类湿地采用多时相的 GF1 – WFV 数据,即可得到较 好的分类效果。

沼泽草地和灌丛沼泽以禾本(莎草科)和蒲科 植被等低矮植被为主,草科植被和蒲科植被在冠层 结构、群落组成上区别明显;沼泽地和沼泽草地主要 表现为生物量的差异。直接利用光学遥感数据的特 征对上述湿地分离相对困难,C 波段 SAR 数据更适 合湿地草本、禾本植被分类^[20]。极化 SAR 数据能 够更好地表征湿地景观,特别是不同极化方式的雷 达后向散射特征对湿地植被冠层结构和生物量等植 被的生理信息较为敏感^[21]。因此,采用双极化 GF3 数据对沼泽草地、灌丛沼泽和沼泽地进行分类。

2.2 光学遥感数据特征

选取多时相 GF1 - WFV 影像的4 个波段反射 率光谱特征、植被指数和水体指数构建特征集。其 中植被指数包括 NDVI、EVI、RVI、DVI、GNDVI、TVI、 SAVI、WDRVI:水体指数包括 NDWI。

2.3 SAR 数据后向散射特征分析

后向散射幅度特征(σ_{FD})、后向散射强度特征 (σ_{QD})对不同植被的敏感性不同,在不同湿地植被 类型分类上的性能也会略有差异。 σ_{FD} 对叶绿素浓 度信息敏感性高^[22], σ_{QD} 对湿地植被冠层结构和生 物量信息敏感性高^[23]。C 波段 HH 极化较 HV 极化 对土壤湿度更敏感、对水上植被的穿透性更强;而 HV 极化更适合地表比较粗糙(如树木、农作物等) 区域的分类^[24]。

极化比值图像和极化差值图像对植被分类有重要作用,本文在不同极化方式 σ_{FD-HH} 、 σ_{FD-HV} 、 σ_{QD-HH} 、 σ_{QD-HV} 基础上,加入幅度和强度极化比值图像($\sigma_{FD-ratio} = \sigma_{FD-HH}/\sigma_{FD-HV}$ 、 $\sigma_{QD-ratio} = \sigma_{QD-HH}/\sigma_{QD-HV}$)、极化差值图像($\sigma_{FD-diff} = \sigma_{FD-HH} - \sigma_{FD-HV}$ 、 $\sigma_{QD-diff} = \sigma_{QD-HH} - \sigma_{QD-HV}$),探究不同极化特征对沼泽地、沼泽草地、灌丛沼泽的可分离程度。

2.4 RF 算法

选取 RF 算法进行湿地分类,该方法对多类问 题有明显优势且分类结果相对稳定,可有效应对训 练集中非平衡样本的情况^[25-26]。RF 使用 Boost strapping 的方法来增强分类树的多样性,在建立每 一棵决策树的过程中,采样与分裂规则判断是两个 关键环节,分裂规则遵守自上而下的递归分裂,每次分 裂时,根据信息增益、基尼系数选择最好的特征进行分 裂。决策树的数量是 RF 分类的重要参数,理论上决策 树的数量越多,分类准确率越高,但时间成本也越高。

RF 算法在特征选择和降维方面也有很好的效果^[27]。在 RF 的每棵树中,大约有 33% 的样本没有参与决策树的生成,这部分数据被称为这个树的OOB(Out-of-bag)样本。通过 OOB 样本产生的袋外错误率(Out-of-bag error)不仅可以计算分类精度,还可以计算不同特征变量的重要性,通过依次对每个特征赋予一个随机数,观察 RF 算法性能的变化度进行特征赋分,分数越大,特征重要性越高。因此,根据特征重要性排序优选最佳特征组合。

选取用户精度(UA)、制图精度(PA)、总体精度 及 Kappa 系数进行精度评价。用户精度是指从分类 结果中任取一个随机样本,其所具有的类型与地面 实际类型相同的条件概率;制图精度是指相对于检 验数据中的任意一个随机样本,分类图上同一地点 的分类结果与其相一致的条件概率。

3 实验结果与分析

3.1 基于多时相 GF1 - WFV 湿地分类

选取研究区平水期和丰水期13期多时相GF-1

WFV影像,利用 RF 的 OOB 样本对光谱特征、植被 指数、水体指数等 13 个特征组成 169 个特征值集合 进行了重要性评分。特征值个数与总体精度和 Kappa 系数的关系如图 3 所示,当特征值个数达到 50 个时,分类精度和 Kappa 系数均达到最大值,因 此将前 50 个特征值作为最佳特征参与分类。特征 值重要性得分如图 4 所示,其中标签名称的含义为 "指数名称_影像日期",如"B2_0519"代表 2018 年 5 月 19 日影像中提取到的 B2 波段信息;"NDVI_ 0425"代表 2018 年 4 月 25 日影像中提取到的 NDVI 信息。



图 3 特征值个数与总体精度和 Kappa 系数的关系 Fig. 3 Relationship between features' number and precision and Kappa coefficient



大量实验发现,决策树数量 N≥150 时,制图精 度和用户精度趋于稳定,因此选择 N = 150 作为后 期实验中 RF 分类器的决策树个数。将优选后的 50 个高重要性特征值输入 RF 分类器进行湿地分类, 分类结果如图 5 所示。经验证,总体分类精度为 78.12%,Kappa 系数为 0.66,精度评价结果如表 3 所示。其中,湖泊水面、水田、内陆滩涂的制图精度 和用户精度均达到 85% 以上,分类效果较好;但沼 泽地、沼泽草地、灌丛沼泽的制图精度和用户精度 不足 60%,表明多光谱影像不能很好地区分湿地



Fig. 5 Wetland extraction result of multi-temporal optical after feature selection

植被。

3.2 GF3-FSⅡ后向散射特征分析

在多时相 GF1 – WFV 分类的基础上,加入湿 地植被生长旺盛期的 GF3 – FSII影像,进一步对 沼泽地、沼泽草地、灌丛沼泽进行识别。对研究 区这3类湿地的 HH、HV、HH/HV 和 HH – HV 极 化方式的后向散射强度和幅度图像进行统计分 析。如图6所示,研究区主要湿地的后向散射幅 度和强度特性在 HH、HV 极化下,都表现出明显 的差异性,而在 HH/HV 和 HH – HV 极化下差异 不明显。在 HH 极化下,灌丛沼泽和其他两类 (沼泽地、沼泽草地)的可分离度较好,在 HV 极 化下,沼泽草地和沼泽地的可分离度好于 HH 极 化,而灌丛沼泽和其他两类的可分离度比 HH 极 化差。



灌丛沼泽 水库/坑塘水面 参数 湖泊水面 河流水面 内陆滩涂 沼泽草地 沼泽地 水田 PA 95.71 93.81 97.83 49.94 23.08 42.97 79.48 71.46 UA 88.49 81.75 90.27 48.11 9.48 47.29 94.30 83.55 2.0 2.0 ••••沼泽地 ••••沼泽地 •••• 沼泽地 ••••沼泽地 ••••沼泽草地 •••• 沼泽草地 ••••沼泽草地 •••• 沼泽草地 1.5 1.5 频数/% 1 2 瓶数/% 加索/2% 1.0 2 灌丛沼泽 ••灌丛沼泽 10% 灌从沼泽 ••••灌丛沼泽 频数0 1 0.5 0.5 $\underline{0}_{40}$ 0∟ -40 -300 20 0 1.0 -20-10-20 0 10 15 0.5 后向散射系数/dB 后向散射系数/dB 后向散射系数/dB 后向散射系数/dB (b) $\sigma_{\rm FD-HV}$ (c) $\sigma_{\rm FD-diff}$ (a) $\sigma_{\rm FD-HH}$ (d) $\sigma_{\rm FD-ratio}$ 2.0 3 3 3 ••••沼泽地 ••••沼泽地 •••• 沼泽地 ••••·沼泽地 1.5 ···· 沼泽草地 ···· 沼泽草地 •••·沼泽草地 •••· 沼泽首批 a 物 2 2 1 频数/% 频数1% 频数/% 2 2 灌丛沼泽 灌丛沼泽 灌丛沼泽 灌丛沼泽 1.0 0.5 0<u>∟</u> _40 0∟ _40 -20 -20 0 20 0 10 0 0.5 1.0 后向散射系数/dB 后向散射系数/dB 后向散射系数/dB 后向散射系数/dB (e) $\sigma_{\rm QD-HH}$ (h) $\sigma_{\rm QD-ratio}$ (f) $\sigma_{\rm QD-HV}$ (g) $\sigma_{\rm OD-diff}$



Fig. 6 Histograms of land covers in double-polarization SAR backscatter coefficient images

因此,选取 σ_{FD-HH}、σ_{FD-HV}、σ_{QD-HH}、σ_{QD-HV} 4 种 极化特征对沼泽草地、灌丛沼泽和沼泽地进行识别。

4 种极化特征影像分别与原始 C 波段双极化数据,形成4个3 波段的数据,作为后向散射特征输入 RF 分类器中,对比4 种分类结果的总体精度与 Kappa 系数(图7),得到 HH 极化特征精度最高,更 适合植被覆盖较多的湿地分类。

3.3 GF3-FSⅡ极化特征的湿地分类优化

综合 3.2 节中对湖泊水面、河流水面、内陆滩 涂、水田、坑塘/水库水面的分类结果和对沼泽草地、 灌丛沼泽、沼泽地的分类结果,得到最终湿地分类结 果,如图 8 所示。内陆滩涂和灌丛沼泽分别分布于



图 7 不同极化特征与分类精度和 Kappa 系数的关系 Fig. 7 Relationship between different polarization features and classification accuracy and Kappa coefficient

东北部和东部;沼泽地和沼泽草地分布较广,以东南 部为主;水田分布于整个研究区。

比较仅利用多时相 GF1 - WFV 光学特征(简称 "光学")和利用光学特征结合 GF3 - FSⅡ 极化特征

%





(简称"光学+极化")进行沼泽草地、灌丛沼泽和沼泽地分类的两种方法,如表4所示,得到以下结论: ①"光学+极化"总体精度为86.23%,Kappa系数

表 4 湿地分类混淆矩阵 Tab.4 Confusion matrix of wetland information extraction

	夕时扫 CE1 WEV		多时相 GF1 - WFV +				
项目	多时相 G	FI – WFV	GF3 -	GF3 – FS II			
	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%			
湖泊水面	95.71	88.49	95.71	88.49			
河流水面	93.81	81.75	93.81	81.75			
内陆滩涂	97.83	90.27	97.83	90.27			
沼泽草地	49.94	48.11	84.75	67.50			
灌丛沼泽	23.08	9.48	61.31	80.73			
沼泽地	42.97	47.29	88.63	68.37			
水田	79.48	94.30	79.48	94.30			
坑塘/水库水面	71.46	83.55	71.46	83.55			
总体精度/%	78.	12	86. 23				
Kappa 系数	0.	66	0. 82				

为0.82,比"光学"总体精度提高了8.11个百分点, Kappa 系数提高了0.16。②加入GF3-FSI极化特 征后,所有地类的制图和用户精度均达到60%以上,特别是沼泽草地、灌丛沼泽和沼泽地的制图精度 提高了34.81、38.23和45.66个百分点,用户精度 提高了19.39、71.25和21.08个百分点,错分和漏 分现象得到很大改善。③"光学+极化"是在"光 学"基础上,通过对分类精度不理想的沼泽草地、灌丛 沼泽和沼泽地重新分类对识别结果的进一步优化。

4 结论

(1)针对湿地的植被覆盖和时间变化特点,综 合利用多时相 GF1 - WFV 光学遥感影像和 GF3 -FS II 双极化 SAR 影像,研究了有效的湿地分类方 法。利用平水期、丰水期 4—8 月的多时相 GF1 -WFV 影像,利用 RF 的 OOB 样本,通过特征重要性 分析,从光谱特征、植被指数、水体指数 3 个维度,优 选 50 个特征值,构建了多时相、多指数数据集,采用 RF 方法实现湿地的初步分类。

(2) 在多时相 GF1 - WFV 影像分类的基础上, 对分类精度不高的沼泽草地、沼泽地、灌丛沼泽等湿 地,利用 GF3 - FS II 双极化 SAR 影像进行再分类, 从强度和幅度进行后向散射特性分析,选取 σ_{FD-HH} 特征采用 RF 进行湿地类型识别。湿地分类的总体 精度达 86.23%, Kappa 系数为 0.82。

(3)综合利用光学特征和 SAR 特征,可充分利 用其互补性,研究光学特征和 SAR 特征的融合方 法,最大化地保留光学影像丰富的地物信息、SAR 影像的几何形状和结构信息,可进一步提高湿地分 类精度。

参考文献

[1] 张晓玲,赵颜创,田瑞祥,等. 基于遥感和 GIS 的甘肃安西极旱荒漠国家级自然保护区湿地调查[J]. 国土与自然资源研究, 2018(5): 84-89.

ZHANG Xiaoling, ZHAO Yanchuang, TIAN Ruixiang, et al. The investigation of wetlands in national natural reserve of An'xi hyper-arid desert based on remote sensing and GIS[J]. Territory & Natural Resources Study, 2018(5): 84 – 89. (in Chinese) 孟祥锐,张树清,臧淑英. 基于卷积神经网络和高分辨率影像的湿地群落遥感分类——以洪河湿地为例[J]. 地理科学,

- [2] 孟祥锐,张树清,臧淑英. 基于卷积神经网络和高分辨率影像的湿地群落遥感分类——以洪河湿地为例[J]. 地理科学, 2018, 38(11): 1914 1923.
 MENG Xiangrui, ZHANG Shuqing, ZANG Shuying. Remote sensing classification of wetland communities based on convolutional neural networks and high-resolution images: a case study of the Honghe Wetland[J]. Scientia Geographica Sinica, 2018, 38(11): 1914 1923. (in Chinese)
- [3] 宫兆宁,张翼然,宫辉力,等.北京湿地景观格局演变特征与驱动机制分析[J].地理学报,2011,66(1):77-88.
 GONG Zhaoning, ZHANG Yiran, GONG Huili, et al. Evolution of wetland landscape pattern and its driving factors in Beijing
 [J]. Acta Geographica Sinica, 2011, 66(1):77-88. (in Chinese)
- [4] CHRISTINA L. A highly automated algorithm for wetland detection using multi-temporal optical satellite data [J]. Remote Sensing of Environment, 2019, 224: 333 - 351.
- [5] DRONOVA I. Object-based image analysis in wetland research: a review [J]. Remote Sensing, 2015, 7(5): 6380 6413.
- [6] CHEN Y F, NIU Z G, JOHNSTON C A, et al. A unifying approach to classifying wetlands in the Ontonagon River Basin, Michigan, using multi-temporal Landsat - 8 OLI imagery[J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2018, 44(4): 373 - 389.
- [7] SUN C, FAGHERAZZI S, LIU Y X. Classification mapping of salt marsh vegetation by flexible monthly NDVI time-series using Landsat imagery[J]. Estuarine, Coastal and Shelf Science, 2018, 213: 61 - 80.

- [8] 张猛,曾永年,朱永森.面向对象方法的时间序列 MODIS 数据湿地信息提取——以洞庭湖流域为例[J].遥感学报, 2017,21(3):479-492. ZHANG Meng, CENG Yongnian, ZHU Yongsen. Wetland mapping of Donting Lake Basin based on time-series MODIS data and object-oriented method[J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(3):479-492. (in Chinese)
- [9] 孙俊杰,马大喜,任春颖,等. 基于多时相环境卫星数据的南瓮河流域湿地信息提取方法研究[J]. 湿地科学, 2013, 11(1):60-67.
 SUN Junjie, MA Daxi, REN Chunying, et al. Method of extraction of wetlands' information in Nanweng River Basin based on multi-temporal environment satellite images[J]. Wetland Science, 2013, 11(1):60-67. (in Chinese)
- [10] DAVRANCHE A, LEFEBVRE G, POULIN B. Wetland monitoring using classification trees and SPOT 5 seasonal time series
 [J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(3): 552 562.
- [11] BWANGOY J, HANSENM C, ROYD P, et al. Wetland mapping in the Congo Basin using optical and radar remotely sensed data and derived topographical indices[J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(1): 73 - 86.
- [12] CORCORAN J, KNIGHT J, GALLANT A. Influence of multi-source and multi-temporal remotely sensed and ancillary data on the accuracy of random forest classification of wetlands in northern minnesota [J]. Remote Sensing, 2013, 5(7): 3212 - 3238.
- [13] 路春燕,王宗明,贾明明,等. 基于 ENVISAT ASAR、Landsat TM 与 DEM 的泥炭沼泽信息提取方法[J]. 武汉大学学报 (信息科学版), 2017, 42(2): 185 - 192.
 LU Chunyan, WANG Zongming, JIA Mingming, et al. Peat land extraction based on ENVISAT ASAR, Landsat TM and DEM data[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2017, 42(2): 185 - 192. (in Chinese)
- [14] 赵昕,黄妮,宋现锋,等. 基于 Radarsat2 与 Landsat8 协同反演植被覆盖地表土壤水分的一种新方法[J]. 红外与毫米波 学报, 2016, 35(5): 609-616.
 ZHAO Xin, HUANG Ni, SONG Xianfeng, et al. A new method for soil moisture inversion in vegetation-covered area based on Radarsat2 and Landsat8[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2016, 35(5): 609-616. (in Chinese)
- [15] 李煜,陈杰,张渊智. 合成孔径雷达海面溢油探测研究进展[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(3): 751 762.
 LI Yu, CHEN Jie, ZHANG Yuanzhi. Progress inresearch on marine oil spills detection using synthetic aperture radar[J].
 Journal of Electronics & Information Technology, 2019, 41(3): 751 762. (in Chinese)
- [16] 任莎莎,郎辉. 基于 K-GMM 算法的 SAR 海冰图像分类[J]. 地理与地理信息科学, 2018, 34(5): 42-46. REN Shasha, LANG Hui. SAR sea image classification based on the K-GMM algorithm[J]. Geography and Geo-Information Science, 2018, 34(5): 42-46. (in Chinese)
- [17] LEWIS M, COWARDIN V, ACKERMANN K. Classification of wetlands and deepwater habitats of the United States [M].
 Washington D. C. Fish and Wildlife Service, 1979.
- [18] 胥为. 基于 Sentinel 1 和 Landsat 8 数据的潮间带盐沼湿地分类研究[D]. 上海:华东师范大学, 2017.
 XU Wei. Classification of the intertidal saltmarsh using Sentinel 1 and Landsat 8 data[D]. Shanghai: East China Normal University, 2017. (in Chinese)
- [19] 付波霖. 基于多源遥感的沼泽湿地水文边界界定方法研究[D]. 长春:中国科学院大学(中国科学院东北地理与农业 生态研究所), 2017.

FU Bolin. Study on a method for delineation of wetland hydrology boundary using multi-sources remote sensing data [D]. Changchun: University of Chinese Academy of Sciences (Northeast Institute of Geography and Agroecology, Chinese Academy of Sciences), 2017. (in Chinese)

- [20] 姜玲玲.赤潮藻种后向散射特征机理及遥感反演方法研究[D].大连:大连海事大学,2014. JIANG Lingling. The backscattering properties of red tide alga and the remote sensing inversion model[D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2014. (in Chinese)
- [21] 王安琪. 大尺度被动微波辐射计土壤水分降尺度方法研究[D]. 北京:首都师范大学, 2013.
 WANG Anqi. A study on downscaling large-scale soil mosture using passive microwave radiometer[D]. Beijing: Capital Normal University, 2013. (in Chinese)
- [22] MIETTINEN J, LIEW S C. Separability of insular southeast asian woody plantation species in the 50 m resolution ALOS PALSAR mosaic product[J]. Remote Sensing Letters, 2011, 2(4):299-307.
- [23] 谢雯君.极化与干涉信息融合的 SAR 影像林地信息提取[D].北京:中国测绘科学研究院, 2013.
 XIE Wenjun. Adissertation presented to chinese academy of surveying and mapping for degree of master of engineering[D].
 Beijing: Chinese Academy of Surveying and Mapping Sciences, 2013. (in Chinese)
- [24] 狄宇飞.不同 SAR 参数湿地覆盖物识别与分类研究进展[J].赤峰学院学报(自然科学版), 2018, 34(11): 85-87.
 DI Yufei. Advances in recognition and classification of wetland cover with different SAR parameters[J]. Journal of Chifeng University(Natural Science Edition), 2018, 34(11): 85-87. (in Chinese)
- [25] 崔小芳,刘正军. 基于随机森林分类方法和多源遥感数据的湿地植被精细分类[J]. 测绘与空间地理信息, 2018, 41(8):113-116.

CUI Xiaofang, LIU Zhengjun. Wetland vegetation classification based on object-based classification method and multi-source remote sensing images[J]. Geomatics & Spatial Information Technology, 2018, 41(8): 113-116. (in Chinese)

- [26] 马玥,姜琦刚,孟治国,等. 基于随机森林算法的农耕区土地利用分类研究[J/OL]. 农业机械学报, 2016, 47(1): 297 303.
 MA Yue, JIANG Qigang, MENG Zhiguo, et al. Classification of land use in farming area based on random forest algorithm[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(1): 297 303. http://www.jcsam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20160140&journal_id = jcsam. DOI: 10.6041/j.issn.1000-1298. 2016.01.040. (in Chinese)
- [27] 张靖.面向高维小样本数据的分类特征选择算法研究[D].合肥:合肥工业大学,2014. ZHANG Jing. Classification and feature selection on high-dimensional and small-sampling data[D]. Hefei: Hefei University of Technology, 2014. (in Chinese)