J. Lake Sci.(*湖泊科学*), 2026, 38(3):000-000
DOI 10.18307/2026.0334

一种基于多光谱与雷达影像区分浮叶与挺水植物的方法[1]

龚亚琪[1,2] 王赐玥[2] 张 萌[3] 李 述[1,2**] 何 亮[1,2**] 葛 刚[1,4]

（1：南昌大学鄱阳湖环境与资源利用教育部重点实验室，南昌 330031）
（2：南昌大学资源与环境学院，南昌 330031）
（3：江西省生态环境科学研究与规划院，南昌 330039）
（4：南昌大学生命科学学院，南昌 330031）

摘 要：快速、准确地监测水生植被是湖泊生态系统保护和管理的重要需求。本文以鄱阳湖南矶湿地自然保护区和鄱阳湖国家级自然保护区为研究区域，首先利用 NDVI 指数将水体分离，然后通过构建 NDMI 指数消除泥滩对植被分类的干扰，再基于雷达影像中的后向散射系数差异区分浮叶植物与挺水植物，最后将该方法与现有区分这两类水生植被的方法进行了对比分析。结果表明：（1）基于后向散射系数区分浮叶植物与挺水植物的方法，比现有方法的识别精度有较大提升，该方法的总体分类精度达到 89.72%，Kappa 系数达到 0.8413。（2）对于不同时相的遥感影像，本文方法的总体分类精度均高于 80%，表现出良好的稳定性和可靠性。（3）本文方法能有效排除泥滩对两类植被分类的干扰，特别适用于水位波动大的洪泛湿地。本文构建的方法为浮叶植物与挺水植物的区分提供了新的技术手段，可为大范围水生植被的快速监测提供参考和借鉴。
关键词：鄱阳湖；水生植被分类；决策树；后向散射系数；合成孔径雷达

A Method for Distinguishing Floating-Leaved Plants and Emergent Plants Based on Multispectral and Radar Imagery

Gong Yaqi[1,2],Wang Ciyue[2],Zhang Meng[3],Li Shu[1,2]**,Liang He[1,2]**&Ge Gang[1,4]
(1: Key Laboratory of Lake Poyang Environment and Resource Utilization, Ministry of Education, Nanchang University, Nanchang330031, China)
(2: School of Resources & Environment Nanchang University, Nanchang330031, China)
(3: Jiangxi Provincial Research and Planning Institute of Ecological and Environmental Sciences, Nanchang330039, China)
(4: School of Life Sciences Nanchang University, Nanchang330031, China)

Abstract：Accurate and efficient monitoring of aquatic vegetation is essential for the protection and management of lake ecosystems. This study developed a novel classification approach to distinguish floating-leaved and emergent plants in the Nanji Wetland National Nature Reserve and Lake Poyang National Nature Reserve. The method first employed the Normalized

* 2025-03-06 收稿；2025-08-25 收修改稿。
国家自然科学基金（32360292、72364023）和江西省自然科学基金（20242BAB25197）联合资助
** 通讯作者；Email：lishu@ncu.edu.cn; lianghe@ncu.edu.cn

Difference Vegetation Index (NDVI) to identify water bodies, then applied a self-constructed Normalized Difference Mud Index (NDMI) to minimize interference from mudflats. Subsequently, floating-leaved and emergent plants were differentiated based on variations in their radar backscattering coefficients. The proposed method was compared against existing classification techniques. The results demonstrated that: (1) The backscattering coefficient-based approach significantly improved classification performance, achieving an overall accuracy of 89.72% and a Kappa coefficient of 0.8413. (2) The method maintained consistent performance across different imaging periods, with overall accuracy consistently exceeding 80%, indicating high stability and reliability. (3) The incorporation of NDMI effectively suppressed mudflat interference, preventing misclassification of exposed substrates after water recession, and proving particularly suitable for floodplain wetlands with pronounced hydrological fluctuations. In summary, this study provides a robust technical framework for discriminating aquatic vegetation types and offers valuable insights for monitoring wetland ecosystems with dynamic water-level regimes.
Keywords:Lake Poyang;aquatic vegetation classification;decision tree;backscattering coefficient; synthetic aperture radar

浮叶植物和挺水植物是湖泊生态系统的重要组成部分，它们不仅能通过吸收营养盐、抑制藻类过度繁殖来维持水体生态平衡，其生长状态更是环境变化的敏感指示器，对生态系统健康具有重要的生物指示意义[1-4]。浮叶植物与挺水植物的生态功能和指示作用存在明显差异。浮叶植物通过其水面展开的叶片，能定量地反应水体的富营养化程度和温度波动，因此浮叶植物群落的动态变化常用于揭示水体营养状态[1,5]；挺水植物通过其挺立的茎叶结构，能敏感感知并反映水位变化与底泥的污染状况[6,7]，因而挺水植物的分布格局常用于指示沉积物污染程度[8,9]。因此，准确区分浮叶植物与挺水植物，对于湿地、浅水湖泊等典型水生生态系统的保护、修复和管理具有重要的理论和实践意义。

技术进步为水生植被监测提供了丰富的数据来源。传统的人工实地调查虽能精确识别植被物种，并获取调查点详细的生态信息，尤其适用于小范围水生植被的精准监测，但其调查成本高、效率低、难以实现大范围动态监测。卫星遥感技术凭借其覆盖范围广、时效性强、时空连续性高以及成本相对较低等优势[10,11]，已成为湖泊水生植被长期大尺度监测的重要手段[12]。基于卫星与无人机获取的遥感影像，已在水生植被类型识别及生物量定量估算等方面展现出巨大的潜力[13-15]，尤其是中等空间分辨率的多光谱影像（如 Landsat 、 Sentinel-2 系列），因其分辨率适中、时间序列长，并能提供植被生长周期内的连续观测数据，已成为水生植被监测最常用的数据源[14,16-18]。在光学遥感中，由于浮叶植物和挺水植物普遍存在“异物同谱”现象，因此多数学者常将二者归为一类[16,19]，难以满足湖泊生态系统精细化监测与评估的需求[20]。

水生植被遥感监测已开发出数种分类算法，包括传统的监督分类、非监督分类、决策树分类、面向对象分类等方法[16,21]。近年来，支持向量机、随机森林等机器学习算法、深度学习等智能算法快速发展，因其分类精度高、操作便捷且抗噪性强等优点，在水生植被类群识别中的应用日益广泛[22-24]。然而，这些智能算法往往需要大量高质量的训练样本，且其模型的泛化能力与可解释性仍有待提升。决策树分类方法具有结构透明、运算高效、规则易于理解和表达、能耦合专家知识等优势，仍是水生植被遥感监测中最常用的方法[25,26]。

近年来，水生植被遥感监测呈现多源数据融合、多尺度观测和多方法集成的发展趋势。与多光谱影像相比，合成孔径雷达（ Synthetic Aperture Radar,SAR ）能捕捉目标地物对雷达波束的后向散射特性[27]，其主动微波能穿透云雾等大气干扰，因此具有全天时、全天候提供观测数据的独特优势。SAR系统通过主动发射雷达波并接收地物反射的回波信号来获取地表信息[28]，其回波信号强度主要受雷达系统参数、地物复介电常数、几何结构特征以及表面粗糙度等因素的影响[29]。浮叶植物与挺水植物在表面粗糙度上存在显著差异，这种差异在雷达影像中表现为后向散射系数的变化，这为基于雷达影像区分浮叶植物与挺水植物提供了理论基础。 Xin 等[20] 已通过联合 Sentinel-1 雷达影像和 Sentinel-2 多光谱影像实现了太湖区域的浮叶植物与挺水植物的自动分类。但对于水位波动大的鄱阳湖，其退水后会出现大面积泥滩，其后向散射系数与浮叶植被相近，从而影响分类精度。

本文基于多光谱和雷达影像，通过分析鄱阳湖湿地典型地物的光谱特征，并利用浮叶植物与挺水植

物的后向散射系数差异，构建浮叶植物与挺水植物分类模型，以期为水位变动大的洪泛湿地的浮叶植物和挺水植物遥感自动识别提供技术方法。

1 材 料 与 方 法

1.1 研究区概况

鄱阳湖是我国第一大淡水湖，在季风气候及复杂水系结构的共同作用下，形成了我国最大的洪泛型湖泊湿地[30,31]，这一独特的生态环境使其成为亚洲最重要的候鸟越冬栖息地之一 [32] 。鄱阳湖两次综合科学考察结果显示 [33] ，1983年第一次综合科学考察时，所记录湿地植被总面积为 2262km^2，其中挺水植物占比 27.1%，浮叶植物约占 23.2%， 2013-2015 年第二次综合科学考察数据显示湿地植被总面积已缩减至 1661km^2，减幅达 26.6%，鄱阳湖湿地生态系统面临着严峻挑战。

鄱阳湖湿地植物群落的分布具有明显的空间特征，主要集中于河口冲积平原和碟形洼地等地势平坦、土壤肥沃、水文条件适宜的区域 [34] 。其中，自然保护区是鄱阳湖水生植物分布最为密集的区域 [35] ，因此，本文选取鄱阳湖国家级自然保护区和南矶湿地国家级自然保护区作为研究区域。如图 1 所示，两个保护区水生植被分布密集，是开展水生植被研究的理想样区。在保护区内，挺水植物群落主要以薹草、虉草、芦苇和南荻等为主，而浮叶植物群落则以菱、荇菜等为主，这些典型植被的时空分布特征为本文提供了良好的实验条件。

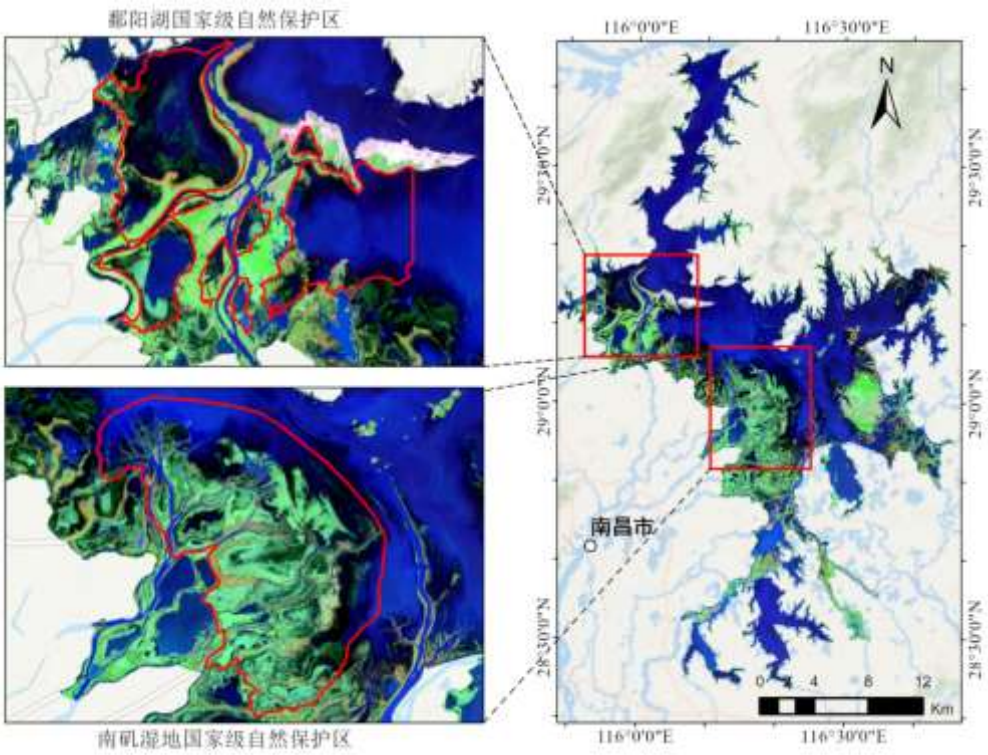

图 1研究区位置图

Fig.1 Location Map of the Study Area

1.2 研究数据

本文使用了 Landsat8 、 Sentinel-2 和 Sentinel-1 卫星数据。其中， Landsat8 数据来源于美国地质调查局 (https://earthexplorer.usgs.gov/) 提供的 Collection 2 Level-2 产品； Sentinel-2 数据来源于欧洲航空局 (https://scihub.copernicus.eu/) 提供的Level-2A产品。 Sentinel-1 数据也来自欧洲航空局，该卫星搭载 C 波段合成孔径雷达，可提供双极化连续地距影像（ Ground Range Detected, GRD ）。本文使用的

Landsat 8与 Sentinel-2 数据，均为已经过几何校正和大气校正处理的地表反射率数据产品，因此可直接用于各类分析。对于 Sentinel-1 数据，本文在SNAP(Sentinel Application Platform)软件中完成了辐射校正，后向散射系数计算，斑点噪声滤波、几何校正、对数转换等数据预处理步骤 [36,37] 。

地面验证数据采用大疆公司 DJI Air 2S 型无人机(UAV)采集的航拍照片，该无人机搭载了高分辨率CMOS影像传感器，可获取可见光 (RGB) 波段数据，航拍照片能清晰识别水体、浮叶植物与挺水植物，为模型训练和精度验证提供了可靠的调查数据。 2022-2024 年间，课题组在研究区共开展了11次野外调查工作，累计获取1769个高质量样本数据（样点分布如图 2 所示）。为确保模型的可靠性和泛化能力，本文将80%的样本点用于分类模型的训练，其余20%的样本点用于模型精度评估。

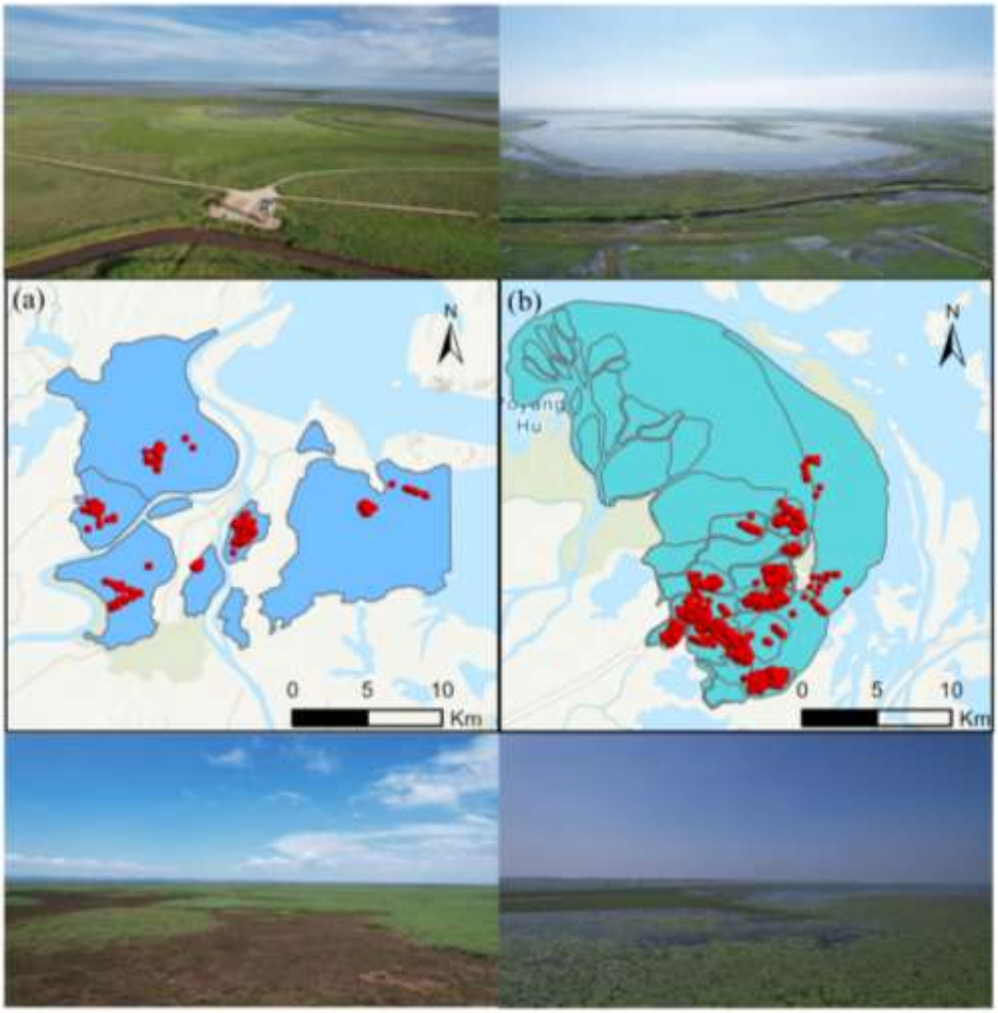

图 2无人机采样点分布图及实地俯瞰照片： (a) 鄱阳湖国家级自然保护区； (b) 南矶湿地国家级自然保护区

Fig.2 Distribution Map of UAV Sampling Points and Aerial Overhead Photos of the Site：(a) Lake Poyang National Nature Reserve; (b) Nanji Wetland National Nature Reserve

选取水生植被的最佳观测时间6-10月，课题组进行无人机野外航拍调查。为确保多源数据的时效一致性，本文使用了与多光谱影像采集日期最相近的雷达影像数据。具体的野外调查时间以及对应的卫星影像数据详见表 1 。

表 1 卫星影像及无人机数据信息表

Tab.1 Information on Satellite Imagery and UAV Data

序号	多光谱数据	雷达数据	实测数据
1	2018-07-21(S2)	2018-07-19 （S1）	/
2	2022-06-25(S2)	2022-06-28 （S1）	2022-06-23/2022-06-28 （ UAV ）
3	2022-08-04(S2)	2022-08-03 （S1）	2022-07-30 （ UAV ）
4	2022-10-03(S2)	2022-10-02 （S1）	2022-10-03 （ UAV ）
5	2023-06-10(S2)	2023-06-11 （S1）	2023-06-14 （ UAV ）
6	2023-07-10(S2)	2023-07-05 （S1）	2023-07-12 （ UAV ）
7	2023-08-04(S2)	2023-07-29 （S1）	2023-07-27 （ UAV ）
8	2023-09-18(S2)	2023-09-15 （S1）	2023-09-23/2023-09-26 （ UAV ）
9	2023-10-23(S2)	2023-10-21 （S1）	2023-10-24 （ UAV ）
10	2024-05-28(L08)	2024-05-24 （S1）	2024-05-30 （ UAV ）

注：S2为 Sentinel-2 影像， L08 为 Landsat8 影像，S1为 Sentinel-1 雷达影像， UAV为无人机航拍数据。

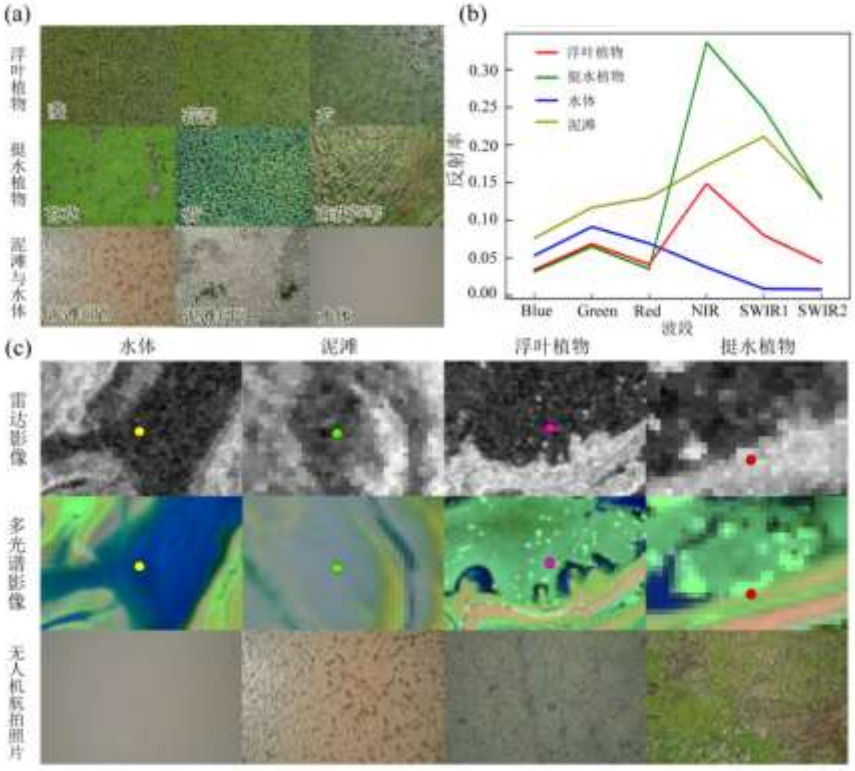

图 3 典型地物及其特征：(a)典型地物的无人机照片；(b)典型地物的光谱曲线；(c)典型地物的雷达影像、多光谱影像和无人机照片

Fig.3 Typical Targets and Their Characteristics: (a) UAV Photos of Typical Targets; (b) Spectral Curves of Typical Targets; (c) Radar Images, Multispectral Images, and UAV Photos Corresponding to Typical Targets

1.3 研究方法

1.3.1 典型地物光谱特征分析　本文参考现有水生植被分类体系[17]，并结合鄱阳湖水生植被和景观的组成特征，构建了包含水体、泥滩、浮叶植物和挺水植物四类地物的分类框架。图3a是鄱阳湖典型地物的

无人机航拍照片，基于无人机野外调查数据和影像的光谱及纹理特征判别，绘制了各类地物的平均光谱曲线，如图3b所示，不同地物间有明显的光谱差异。水体在可见光波段（特别是绿波段）具有较高的反射率，而在近红外波段则表现出强烈的吸收特性；泥滩在绿波段和红波段的反射率明显高于其他地物，形成了其独特的光谱特征；而植被（包括浮叶植物和挺水植物）则在近红外波段的反射率最大。

合成孔径雷达（ SAR ）影像通过记录目标地物对雷达波的后向散射特性，以影像灰度值反映地物特征。如图3c所示，在SAR影像中，浮叶植物由于表面较为平滑，主要发生镜面反射，其后向散射系数较低，在影像上表现为较暗的灰度值；挺水植物则因茎秆结构复杂，主要产生双反射和体积散射，其后向散射系数较高，在影像上呈现较亮的灰度特征 [38] ，可见挺水植物的后向散射系数明显大于浮叶植物。

鄱阳湖退水后会形成大面积泥滩，泥滩的后向散射系数介于浮叶植物与挺水植物之间，在影像上形成过渡带。同时，浮叶植物与水体表面粗糙度相近，导致二者的后向散射系数差异较小，这些因素增加了研究区地物识别的复杂性。为实现鄱阳湖区域浮叶植物与挺水植物的准确区分，必须去除水体和泥滩的干扰，以提高分类精度和可靠性。

1.3.2地物提取方法　本文采用决策树方法来实现地物分类[25,39]，关键节点的分割阈值通过核密度分析确定。如图 4 所示，首先基于多光谱影像提取归一化差异植被指数 (Normalized Difference Vegetation Index，NDVI)，用阈值法分离水体与植被泥滩混合区，然后用归一化差异泥滩指数 (Normalized Difference Mud Index ，NDMI)的阈值将泥滩区剥离。最后，基于 Sentinel-1 影像中浮叶植物与挺水植物的后向散射系数差异，通过阈值实现两类植被的分类，各类地物提取的具体方法如下：

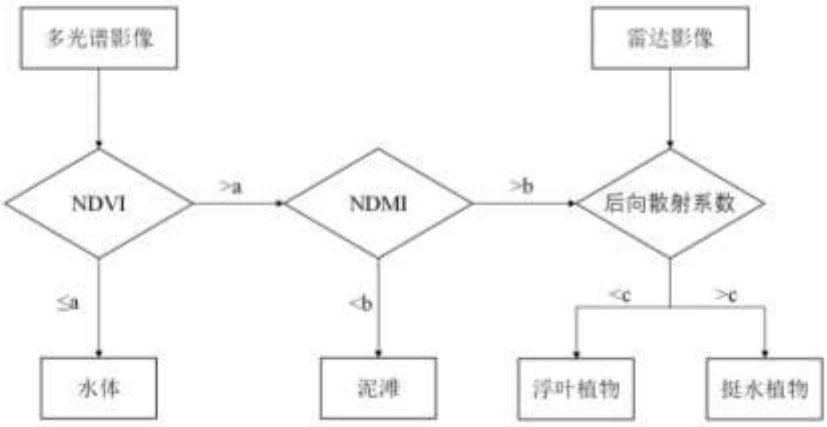

图 4地物提取的决策树流程图

Fig.4 Flowchart of Decision Tree for Feature Extraction

1） 水体提取　本文利用 NDVI 指数分离水体区域，其计算方法参照 Ke 等 [40] ，具体计算公式如下：

$$NDVI = \frac{(NIR - \mathrm{Red})}{(NIR + \mathrm{Red})}$$

其中 Red 表示为红光波段的反射率， NIR 表示近红外波段的反射率，计算结果中 NDVI 值大于阈值 a 表示植被和泥滩的混合区域，小于等于 a 为水体。

2 ）泥滩提取　如图3b所示，泥滩的绿光波段反射率低于红光波段的反射率，而植被则呈现相反的光谱特征。基于这一显著的光谱特性差异，本文构建 NDMI 指数来区分植被与泥滩， NDMI 的具体计算公式如下：

$$NDMI = \frac{(Green - \mathrm{Red})}{(Green + \mathrm{Red})}$$

其中 Green 代表绿光波段的反射率， Red 代表红光波段的反射率。计算结果中 NDMI 值小于阈值 b 表示泥滩区域 。

3）浮叶植物与挺水植物提取　挺水植物的茎、叶绝大部分挺出水面，而浮叶植物漂浮在水体表面，在雷达影像上挺水植物亮度更高。本文将后向散射系数值大于阈值 c 的区域识别为挺水植物，小于 c 的区域识别为浮叶植物。

4）阈值选取　核密度图能直观反映数据的概率密度分布特征，确保了阈值选择的科学性和可靠性。本文通过绘制核密度图来确定决策树分类的关键阈值。水体、浮叶植物和挺水植物的样点来源于无人机航拍照片，泥滩的样点基于多光谱影像的光谱特征和纹理特征目视获取。首先提取各样点的 NDVI 、NDMI 和后向散射系数值，然后利用 R 语言中的密度估计函数绘制核密度图（图 5 ），根据图 5 ，最终确定 a 、 b 、 c 三个阈值分别为 0 、 0.02 和 -21.4 。

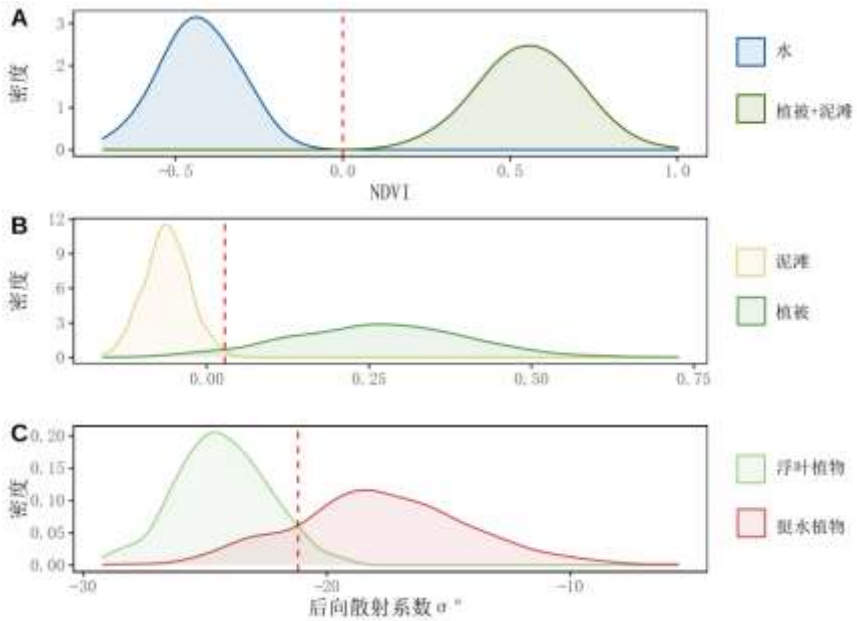

图 5不同指标阈值判定的核密度图：水与植被、泥滩的 NDVI 核密度图 (A) ；泥滩与植被的 NDMI 核密度图 (B) ；浮叶植物与挺水植物的后向散射系数核密度图 (C)

Figure 5 Kernel density plots for different index thresholds:(A) NDVI Kernel density plot for water and vegetation and mudflat;(B) NDMI Kernel density plot for mudflat and vegetation;(C) Backscattering coefficient Kernel density plot for floating-leaved plants and emergent plants

2 结 果 与 分 析

2.1 模型精度

综合考虑各地物类型的空间分布特征、面积比例和航拍照片数据等情况，并基于各地物类型验证样点均衡的原则，构建了含 428 个样点的验证数据集，其中水体样点 108 个、浮叶植物样点 173 个、挺水植物样点68个、泥滩样点79个。水体、浮叶植物和挺水植物的样点来源于无人机航拍数据，泥滩的样点依据多光谱影像的光谱特征和纹理特征目视获取。 428 个样点形成的混淆矩阵见表 2 ，可见本文提出的分类方法在鄱阳湖水生植被分类中表现良好，其总体分类精度达到 89.72% ， Kappa 系数为0.8413 。浮叶植物和挺水植物的用户精度分别为 89.02% 和 85.29% 。

表 2 鄱阳湖水生植被分类结果及精度评价

Tab.2 Classification Results and Accuracy Assessment of Aquatic Vegetation in Lake Poyang

地物类型	水	泥滩	浮叶植物	挺水植物	用户精度
水	99	0	8	1	91.67%
泥滩	2	73	2	2	92.41%
浮叶植物	4	5	154	10	89.02%
挺水植物	0	5	5	58	85.29%
生产者精度	94.29%	87.95%	91.12%	81.69%	/
/	总体精度=89.72%			Kappa=0.8413	

2.2 分类结果

图 6 是鄱阳湖两个国家级自然保护区从丰水期到枯水期的原始影像及分类结果，从图 6 可见，基于多光谱影像与雷达影像的提取方法能有效区分浮叶植物与挺水植物。且分类结果与实地植被的分布呈良好的一致性。分类结果准确反映了鄱阳湖湿地植被的空间分布特征：浮叶植物主要集中分布于碟形湖区域，随着季节性水位下降，水域面积逐渐缩小，泥滩相继出露，浮叶植物的覆盖面积减少，而挺水植物的分布面积则呈增长趋势。

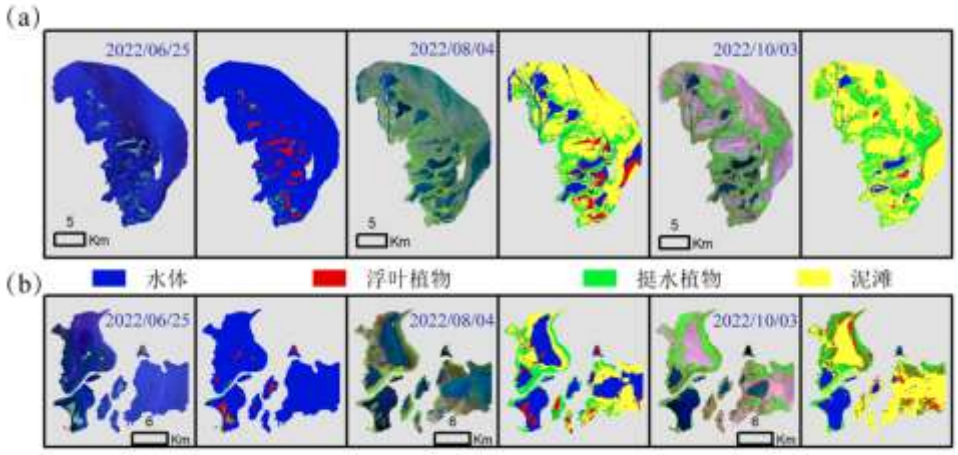

图 6 鄱阳湖原始卫星影像和水生植被分类结果图：

(a) 南矶湿地国家级自然保护区；(b) 鄱阳湖国家级自然保护区

Fig.6 Original Images of Lake Poyang and Classification Results of Aquatic Vegetation: (a) Nanji Wetland National Nature Reserve; (b) Lake Poyang National Nature Reserve

2.3 与其他方法的对比分析结果

为进一步验证本文分类方法的效果与精度，将 Chang 等的分类方法应用于研究区进行水生植被分类。Chang 等 [18] 的方法基于 Landsat 影像，针对太湖区域构建增强型水生植被指数（Enhanced Aquatic Vegetation Index,EAVI）模型，模型展现了较好的浮叶植物与挺水植物区分能力。

基于一致的样本集对 Chang 等提出的分类方法进行了训练与验证。结果表明，该方法对鄱阳湖水生植被的总体分类精度为 69.86%，Kappa 系数为 0.5747。相比之下，本文提出的分类方法在不同时期的遥感影像应用中均表现出更好的分类效果。Chang 等是基于 Landsat 影像构建的分类方法，理论上，其方法同样适用于波长相近的 Sentinel-2 影像，但其分类体系中未涵盖泥滩这一类别。本文选取了四个典型时期的影像进行对比分析，两种方法的分类精度和植被面积如表 3 和表 4 所示。从表 3，表 4 和图 7 可见，在不同水文条件下，两种分类方法的分类精度和面积差异明显。在高水位期仅存在浮叶植物的情

景下，两种方法的分类精度差异最小，分类精度均在95%以上，两类植被的面积差异亦最小。然而，在仅存在浮叶植物和挺水植物的情景下， Chang 等方法将部分挺水植物误分为浮叶植物，特别是在植被密集区域。此外，在包含泥滩的分类情景中，由于 Chang 等的方法未考虑泥滩类型，泥滩区域全部被识别成浮叶植物或挺水植物，导致两类植被的解译面积偏大，分类精度明显低于本文方法。

表 3 两种分类方法在不同水文状况下的分类精度表

Tab.3 Classification accuracy of two classification methods under different hydrological conditions

影像日期	水文情势	OA_N（本文方法）	OA_N（Chang 方法）	OA_G（本文方法）	OA_G（Chang方法）
20220625(S2)	高水位，仅存在浮叶植物	97%	95%	98%	96%
20180721(S2)	仅存在浮叶植物与挺水植物	81%	67%	95%	94%
20240528(L08)	水位稍褪，存在浮叶植物与裸露的洲滩	93%	78%	94%	80%
20220804(S2)	低水位期，存在浮叶植物、挺水植物与裸露的泥滩	80%	45%	83%	59%

注：S2为 Sentinel-2 影像， L08 为 Landsat8 影像。OA_N 表示在南矶湿地自然保护区的总体分类精度，OA_G 表示在鄱阳湖国家级自然保护区的总体分类精度。以下同。

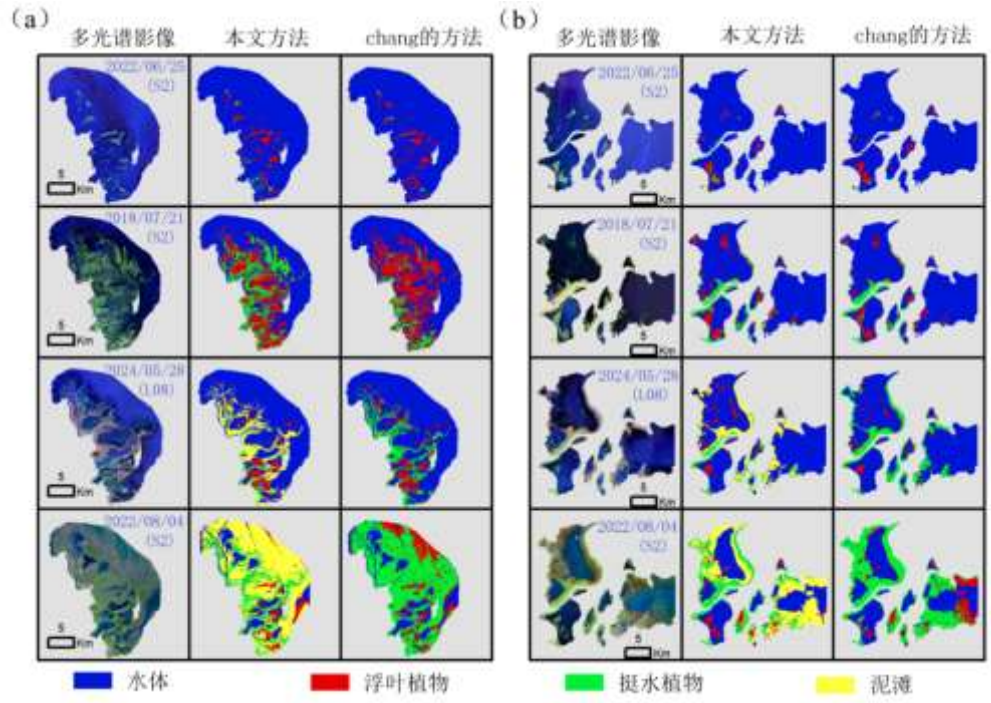

图 7 原始影像与不同方法的分类结果： (a) 南矶湿地国家级自然保护区 (b) 鄱阳湖国家级自然保护区

Fig.7 Original Imagery and Classification Results of Different Methods: (a) Nanji Wetland National Nature Reserve; (b) Lake Poyang National Nature Reserve

表4 两种分类方法在不同水文状况下的植被面积表 [1)]

Tab.4 Vegetation area under different hydrological conditions using two classification methods

影像日期	植被类型	$Area_N$（本文方法）	$Area_N$（Chang 方法）	$Area_G$（本文方法）	$Area_G$（Chang 方法）
20220625	浮叶植物	20.13	21.32	7.64	8.43
	挺水植物	5.32	1.81	2.65	1.26
20180721	浮叶植物	84.47	102.44	21.22	18.58
	挺水植物	68.97	27.98	19.76	17.90
20240528	浮叶植物	25.23	36.83	13.90	14.18
	挺水植物	14.23	54.06	13.73	43.10
20220804	浮叶植物	23.52	60.17	15.01	29.04
	挺水植物	66.26	213.59	46.28	101.09

1) $Area_N$ 表示在南矶湿地国家级自然保护区的植被面积， $Area_G$ 表示在鄱阳湖国家级自然保护区的植被面积，表中面积单位统一为 Km^2。

3 讨 论

本文根据浮叶植物与挺水植物的后向散射系数差异，构建了一个基于多光谱和雷达影像快速区分浮叶植物与挺水植物的模型。与现有分类方法相比，本模型通过引入 NDMI 指数和雷达后向散射系数，使分类的总体精度显著提升。该模型在不同水文条件下均有良好的分类效果，其分类结果也准确地反映了研究区植被的季节性变化，与区域水文节律和水生植被的物候特征表现出高度一致性。

通过引入雷达后向散射系数，有效解决了浮叶植物与挺水植物在多光谱影像上的“异物同谱”问题，提升了分类精度。传统的水生植被分类方法常将浮叶与挺水植物归为一类，或者通过构建特定的光谱指数来实现二者的分类。如 Luo 等 [41] 通过 FVSI 指数与 SVSI 指数将太湖的水生植被分为挺水浮叶类植物和沉水植物； Wang 等 [42] 利用蓝、绿、红和近红外波段，通过波段组合和影像变换技术来构建 EVI、FVI 指数，并实现太湖的浮叶植物和挺水植物区分。但由于浮叶植物与挺水植物的光谱特征相似，普遍存在“异物同谱”的现象，因此这些方法难以实现二者的准确分类。而本文基于两类植被后向散射系数差异，有效避免了两类水生植被“异物同谱”的问题。

NDMI 指数的引入，使本文模型在水位波动大的湖泊表现更具优势。2022年鄱阳湖严重干旱， 8 月 4 日便出现大面积泥滩，本文方法能准确地识别出泥滩区域。由于 Chang 等的方法最初应用于太湖区域，该区域季节性水位波动小，未曾考虑泥滩地物的分类，导致该方法中大面积的泥滩区域都被误分为浮叶或者挺水植物（图 7 ）。鄱阳湖是一个典型的季节性湖泊，退水后会先形成大面积泥滩 [43] ，随后植被生长形成草洲[44-46]。因此，本文方法在水位波动大的湖泊应用会更具优势。通过对四种不同情景的综合分析， Chang 的方法在 Landsat 影像和 Sentinel-2 影像上应用效果差异小，而雷达影像的引入与泥滩的正确识别是导致两种方法分类精度差异大的根本原因。本文通过结合雷达数据，有效解决了多光谱影像上浮叶植物与挺水植物的“异物同谱”问题，通过 NDMI 指数，有效解决了泥滩与植被的混淆问题，从而实现分类精度和稳定性的双重提升。

在年内水位变化小的湖泊，本文方法仍表现出较高的稳定性。将本文方法应用于武汉市斧头湖浮叶植物与挺水植物的分类时，研究结果展现良好的一致性（附图），其总体分类精度达 92.19% ， Kappa 系数为0.8679 。在水文差异显著的两个湖泊中，本文方法均展现出良好的适用性和较高的准确性，进一步验证了其在不同湖泊环境中的稳定性和可靠性。

尽管本文方法明显提高了浮叶植物与挺水植物遥感自动识别的精度，但在浮叶植物密集分布区域，因其后向散射系数增大，导致少量高密集分布区的浮叶植物被误分为挺水植物。后期工作课题组将着重

于多源遥感数据的深度融合与模型优化。首先，可以探索将高分辨率光学影像（如 WorldView-3 、GF-2 ）与多源雷达数据（如 Sentinel-1 、 ALOS-2 PALSAR ）相结合，同时结合浮叶植物和挺水植物的物候特征辅助数据，以提高对浮叶植物与挺水植物的识别精度[47-49]。其次，可通过自适应阈值优化算法和机器学习方法，动态调整分类阈值[16,21,29]，以增强本文方法在不同地理环境下的适应性和普适性。

4 结 论

本文基于多光谱和雷达影像，运用 NDVI 指数， NDMI 指数和后向散射系数，提出了一种快速区分浮叶植物和挺水植物的分类方法，并以鄱阳湖的两个国家级自然保护区为实验区，对该分类方法进行了效果评估，主要结论有：

1） 后向散射系数能有效地区分浮叶植物和挺水植物，从而解决了现有基于光学遥感区分浮叶植物和挺水植物方法中普遍存在的“ 异物同谱 ”问题。

2） 本文提出的分类模型的总体分类精度达 89.72% ， Kappa 系数为 0.8413 ，分类效果良好。此外，该模型在不同水文条件和植被覆盖情景下均表现出良好的环境适应性和稳健性。

3） 季节性湖泊退水后会陆续形成大面积的泥滩和草洲，本文方法通过引入 NDMI 指数，有效解决了鄱阳湖退水后大面积泥滩的误分问题。因此，对于水位波动剧烈湖泊中浮叶植物与挺水植物的识别，本文方法具有更明显的优势。

5 参 考 文 献

[1]Carpenter SR, Lodge DM. Effects of submersed macrophytes on ecosystem processes.Aquatic Botany,1986, **26**(3-4): 341-370. DOI:10.1016/0304-3770(86)90031-8.

[2]Jeppesen E, Lauridsen TL, Kairesalo T, et al. The Structuring Role of Submerged Macrophytes in Lakes.New York:Springer,1998.DOI:10.1007/978-1-4612-0695-8.

[3]Mitsch WJ, Gosselink JG. Wetlands, 5th edition. Hoboken:Wiley, 2015.

[4]Richards PW, Sculthorpe CD. The biology of aquatic vascular plants.Journal of Ecology, 1967, **56**(3): 915.DOI:10.2307/2258117.

[5]M.Scheffer,S.H.Hosper,M-L.Meijer, et al. Alternative equilibria in shallow lakes.Trends in Ecology&Evolution, 1993, **8**(8): 275-279.DOI:10.1016/0169-5347(93)90254-M.

[6]Wang HZ,Chen DH,Wang QX,et al.The Effect of Aquatic Vegetation on Ecological Restoration of Eutrophication Lake.Chinese Journal of Nature,2002,**24**(01): 33-36.[王海珍，陈德辉，王全喜等．水生植被对富营养化湖泊生态恢复的作用．自然杂志，2002,**24**(01): 33-36.]

[7]Malthus TJ, George DG. Airborne remote sensing of macrophytes in Cefni Reservoir, Anglesey, UK. Aquatic Botany, 1997, **58**(3-4): 317-332. DOI:10.1016/S0304-3770(97)00043-0.

[8]Paul, D, Brooks. Wetland Ecology: Principles and Conservation. Eos Transactions American Geophysical Union, 2001,**82**(50):626. DOI:10.1029/01EO00363.

[9]Zhang Y, Jeppesen E, Liu X, et al. Global loss of aquatic vegetation in lakes. Earth-Science Reviews,2017,**173**:259-265.DOI:10.1016/j.earscirev.2017.08.013.

[10]Villa P, Bresciani M, Bolpagni R, et al. a rule-based approach for mapping macrophyte communities using multi-temporal aquatic vegetation indices. Remote Sensing of Environment,2015,**171**:218-233.DOI:10.1016/j.rse.2015.10.020.

[11]Silva TSF, Costa MPF, Melack JM, et al. Remote sensing of aquatic vegetation: theory and applications. Environmental Monitoring and Assessment, 2008, **140**(1-3): 131-145. DOI:10.1007/s10661-007-9855-3.

[12]Free G, Bresciani M, Trodd W, et al. Estimation of lake ecological quality from Sentinel-2 remote sensing imagery. Hydrobiologia, 2020, **847**(6): 1423-1438. DOI:10.1007/s10750-020-04197-y.

[13]Luo QB,He L,Guo SY,et al.Inversion of floating leaf vegetation coverage based on satellite images and drone images.Acta Hydrobiologica Sinica, 2025, **49**(04): 113-121.[罗奇斌，何亮，郭诗园等．基于卫星和无人机影像的浮叶植被覆盖度反演．水生生物学报，2025, **49**(04): 113-121.]

[14]Dai Y, Feng L, Hou X, et al. An automatic classification algorithm for submerged aquatic vegetation in shallow lakes using Landsat imagery. Remote Sensing of Environment, 2021, **260**:112459.DOI:10.1016/j.rse.2021.112459

[15]Brooks C, Grimm A, Shuchman R, et al. A satellite-based multi-temporal assessment of the extent of nuisance Cladophora and related submerged aquatic vegetation for the Laurentian Great Lakes. Remote Sensing of Environment, 2015, **157**: 58-71.DOI 10.1016/j.rse.2014.04.032

[16]Wang ZH,Xin CL,Sun Z,et al.Automatic Extraction Method of Aquatic Vegetation Types in Small Shallow Lakes Based on Sentinel-2 Data:A Case Study of Cuiping Lake.Remote Sensing Information,2019,**34**(05): 132-141. [汪政辉，辛存林，孙喆等. Sentinel-2 数据的小型湖泊水生植被类群自动提取方法——以翠屏湖为例．遥感信息，2019, **34**(05): 132-141.]

[17]Zhang PY,Zhang FF,Li JS,et al.Aquatic vegetation extraction of Yuqiao Reservoir Based on Sentinel–2 image feature optimization.Ecological Science, 2023, **42**(01): 40-48.[张佩莹，张方方，李俊生等．基于 Sentinel–2 影像特征优化的于桥水库水生植被提取．生态科学，2023, **42**(01): 40-48.]

[18] 常乐，成屹恒，梁凯燕等．一种基于 Landsat 数据的水生植被分类方法．中国专利，202210889955.1.

[19]Liu ZM, Zhang YC, Guan BH, et al. Spatio-temporal distribution dynamics of different life-form aquatic vegetation in lakes of the middle and lower reaches of the Yangtze River, 1986-2020. Journal of Lake Sciences, 2023, **35**(6): 2022-2035. [刘兆敏，张玉超，关保华等．长江中下游湖泊群不同生活型水生植物分布的时空变化(1986-2020 年). 湖泊科学,2023,**35**(6): 2022-2035.]

[20]Xin LH,Luo JH,Xu Y,et al. Automatic classification algorithm for floating-leaved and emergent aquatic vegetation in lakes using the joint Sentinel-1 SAR and Sentinel-2 MSI data. Journal of Lake Sciences,2025,**37**(04):1419-1429.[辛逸豪，罗菊花，徐颖等．联合 Sentinel-1 SAR 和 Sentinel-2 MSI 的湖泊浮叶和挺水植被自动分类算法．湖泊科学,2025,**37**(04):1419-1429.]

[21]Han S,Ruan RZ,Fu QN,et al.Extraction of aquatic vegetation in Hongze Lake National Wetland Park based on Sentinel-1 and Sentinel-2 images.Journal of Nanjing Forestry University(Natural Sciences Edition), 2024, **48**(02): 19-26.[韩森，阮仁宗，傅巧妮等．基于 Sentinel-1 和 Sentinel-2 影像的洪泽湖国家湿地公园水生植被信息提取．南京林业大学学报(自然科学版), 2024, **48**(02): 19-26.]

[22]Zhang L,Luo WT,Zhang HH,et al.Classification scheme for mapping wetland herbaceous plant communities using time series Sentinel-1 and Sentinel-2 data.National Remote Sensing Bulletin,2023, **27**(06): 1362-1375.[张琍，罗文庭，张皓寰等．时序 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据支持下的鄱阳湖湿地草本植物群落制图分类．遥感学报，2023, **27**(06): 1362-1375.]

[23]Shi H,Li XW,Niu ZC,et al.Remote sensing information extraction of aquatic vegetation in Lake Taihu based on Random Forest Model.Journal of Lake Sciences,2016, **28**(03): 635-644.[侍昊，李旭文，牛志春等．基于随机森林模型的太湖水生植被遥感信息提取．湖泊科学，2016, **28**(03): 635-644.]

[24]Gao H, Li R, Shen Q, et al. Deep-Learning-Based Automatic Extraction of Aquatic Vegetation from Sentinel-2 Images-A Case Study of Lake Honghu. Remote Sensing, 2024, **16**(5):867.DOI:10.3390/rs16050867

[25]Friedl MA, Brodley CE. Decision tree classification of land cover from remotely sensed data. Remote Sensing of Environment, 1997, **61**(3): 399-409. DOI:10.1016/S0034-4257(97)00049-7.

[26]Luo JH,Yang JZC,Duan HT,et al.Research progress of aquatic vegetation remote sensing in shallow lakes.National Remote Sensing Bulletin,2022,**26**(01): 68-76.[罗菊花，杨井志成，段洪涛等．浅水湖泊水生植被遥感监测研究进展．遥感学报, 2022,**26**(01): 68-76.]

[27]Curlander JC, Mcdonough RN. Synthetic Aperture Radar: Systems and Signal Processing.Hoboken:John WileySons, 1991.

[28]Kasischke ES, Smith KB, Bourgeau-Chavez LL, et al. Effects of seasonal hydrologic patterns in south Florida wetlands on radar backscat/ter measured from ERS-2 SAR imagery. Remote Sensing of Environment, 2003, **88**(4): 423-441. DOI:10.1016/j.rse.2003.08.016.

[29]Wu WH,Wang LX,Ma Z.Flood Extraction and Monitoring Based on Sentinel-1B SAR Data.Geomatics & Spatial Information Technology, 2019, **42**(04): 110-111+118.[吴文会，王丽欣，马卓．基于 Sentinel-1B SAR 数据的洪水提取和监测．测绘与空间地理信息, 2019, **42**(04): 110-111+118.]

[30]Li K,Liu XJ, Zhou Y, et al. Temporal and spatial changes in macrozoobenthos diversity in Poyang Lake Basin, China. Ecology and Evolution, 2019, **9**(11):6353-6365. DOI:10.1002/ece3.5207.

[31]Wu GP,Liu YB. Combining Multispectral Imagery with in situ Topographic Data Reveals Complex Water Level Variation in China's Largest Freshwater Lake. Remote Sensing, 2015,**7**(10):13466-13484.DOI:10.3390/rs71013466

[32] 纪伟涛．鄱阳湖：地形·水文·植被．北京：科学出版社，2017.

[33]Hu ZP,Lin YR.Analysis of Evolution Process and Driving Factors for Aquatic Vegetations of Poyang Lake in 30 Years. Resources and Environment in the Yangtze Basin, 2019, **28**(08): 1947-1955.[胡振鹏，林玉茹．鄱阳湖水生植被30年演变及其驱动因素分析．长江流域资源与环境，2019, **28**(08): 1947-1955.]

[34]Tan ZQ,Zhang Q,Li YL,et al.Distribution of Typical Vegetation Communities along Elevation in Poyang Lake Wetlands. Wetland Science, 2016, **14**(04): 506-515.[谭志强，张奇，李云良等．鄱阳湖湿地典型植物群落沿高程分布特征．湿地科学，2016, **14**(04): 506-515.]

[35]Li W,Liu GH,Xiong BH,et al.The Restoration of Aquatic Vegetation in Lakes of Poyang Lake Nature Reserve after Catastrophic Flooding in 1998 .Journal of Wuhan Botanical Research, 2004, **22**(4):301-306.[李伟，刘贵华，熊秉红等．1998年特大洪水后鄱阳湖自然保护区主要湖泊水生植被的恢复．武汉植物学研究，2004,**22**(4):301-306]

[36]Lee JS,Grunes MR,Schuler DL,et al. Speckle filtering of synthetic aperture radar images : A review. Remote Sensing Reviews,1994,**8**(04):313-340.

[37]Tang LY,Liu W,Yang D,et al.Flooding Monitoring Application Based on the Object-oriented Method and Sentinel-1A SAR Data.Journal of Geo-information Science, 2018, **20**(03): 377-384.[汤玲英，刘雯，杨东等．基于面向对象方法的Sentinel-1A SAR在洪水监测中的应用．地球信息科学学报，2018, **20**(03): 377-384.]

[38]Ding F, Wang L, Dronova I, et al. Poyang Lake Wetland Classification Using Time-Series ENVISAT ASAR Data and Beijing-1 Imagery. Water, 2022, **14**(20):3344. DOI:10.3390/w14203344

[39] 杨忠骥．基于决策树的遥感影像分类方法研究．农家参谋，2020,(16): 293.

[40]Ke YH, Im J, Lee J, et al. Characteristics of Landsat 8 OLI-derived NDVI by comparison with multiple satellite sensors and in-situ observations. Remote Sensing of Environment, 2015, **164**(01): 298-313.DOI: 10.1016/j.rse.2015.04.004.

[41]Luo JH, Li XC, Ma RH, et al. Applying remote sensing techniques to monitoring seasonal and interannual changes of aquatic vegetation in Taihu Lake, China. Ecological Indicators, 2016, **60**(01): 503-513. DOI:10.1016/j.ecolind.2015.07.029.

[42]Wang Q,Zhou XD,Luo JH,et al.The remote sensing monitoring of dominant species of submerged vegetation of Lake Taihu with the consideration of their living histories.Journal of Lake Sciences, 2015, **27**(05): 953-961.[王琪，周兴东，罗菊花等．考虑生活史的太湖沉水植物优势种遥感监测．湖泊科学，2015, **27**(05): 953-961.]

[43]Ye C,Zhao XS,Wu GP,et al.Vegetation biomass spatial-temporal variations and the influence of the water level in Poyang Lake National Nature Reserve.Journal of Lake Sciences, 2013, **25**(05): 707-714.[叶春，赵晓松，吴桂平等．鄱阳湖自然保护区植被生物量时空变化及水位影响．湖泊科学，2013, **25**(05): 707-714.]

[44]Gu J,Qin Y,Wang X,et al.Changes in inundation frequency in Poyang Lake and the response of wetland vegetation. Acta Ecologica Sinica, 2018, **38**(21): 7718-7726.[谷娟，秦怡，王鑫等．鄱阳湖水体淹没频率变化及其湿地植被的响应．生态学报，2018, **38**(21): 7718-7726.]

[45]Zhang M,Ni LY,Xu J,et al.Annual Dynamics of the Wetland Plants Community in Poyang Lake in Response to Water-Level Variations.Research of Environmental Sciences, 2013, **26**(10): 1057-1063.[张萌，倪乐意，徐军等．鄱阳湖草滩湿地植物群落响应水位变化的周年动态特征分析．环境科学研究，2013, **26**(10): 1057-1063.]

[46]Han Z,Wang SY,Liu XB,et al. Ecological thresholds for the dominated wetland plants of Poyang Lake along the gradient of flooding duration. Journal of Hydraulic Engineering ,2019,**50**(02):252-262.[韩祯，王世岩，刘晓波等．基于淹水时长梯度的鄱阳湖优势湿地植被生态阈值．水利学报，2019, **50**(02): 252-262.]

[47]Zhang JX,Gu HY,Yang Y,et al.Research progress and trend of high-resolution remote sensing imagery intelligent interpretation.National Remote Sensing Bulletin,2021, **25**(11): 2198-2210.[张继贤，顾海燕，杨懿等．高分辨率遥感影像智能解译研究进展与趋势．遥感学报,2021, **25**(11): 2198-2210.] 2021, **25**(11): 2198-2210.

[48]Zaka MM, Samat A. Advances in Remote Sensing and Machine Learning Methods for Invasive Plants Study: A Comprehensive Review. Remote Sensing, 2024, **16**(20). DOI:10.3390/rs16203781

[49]Ma XS, Li L, Wu YL. Deep-Learning-Based Method for the Identification of Typical Crops Using Dual-Polarimetric Synthetic Aperture Radar and High-Resolution Optical Images. Remote Sensing, 2025, **17**(1):148. DOI:10.3390/rs17010148