

水位波动条件下不同类型内陆湿地动态范围的精准识别

罗茗, 宫兆宁, 张园

1. 首都师范大学 资源环境与旅游学院, 北京 100048;
2. 三维信息获取与应用教育部重点实验室, 北京 100048;
3. 资源环境与地理信息系统北京市重点实验室, 北京 100048

摘要: 湿地动态范围的精准识别是湿地生态系统保护和恢复的基础。为了发挥遥感技术的高时效性及大规模重复观测的优势, 本研究针对湿地具有的高空间异质性和高时间动态性特征, 基于 Google Earth Engine (GEE) 遥感云平台全部可获取的年内 Landsat OLI 时序影像数据集, 从湿地形成的发生学因素湿地水文要素出发, 结合湿地发育成熟的诊断特征: 湿地土壤和湿地植被, 筛选用于湿地范围界定的水湿指数组合; 采用图像合成法确定年内的高低水位; 通过改进的模糊 C 均值 (MFCM) 算法弱化湿地背景的空间异质性, 提高湿地与非湿地边界的对比度与区分性; 选择最大类间方差法 (OTSU) 确定湿地消涨边界的自适应阈值; 结合水湿指数组合方案叠加规则, 进行年内时序湿地动态范围的识别, 最终构建了一套基于“要素—指标—阈值”体系的湿地动态范围精准识别技术 (简称 EITS (Elements-Index-Threshold technology System))。从水库型湿地、沼泽型湿地、湖泊型湿地分别选取官厅水库、若尔盖湿地、鄱阳湖湿地作为典型内陆湿地的实验区, 验证该套技术体系的适用性及精度。结果表明湿地范围的提取精度均高于 94%, Kappa 系数大于 0.88, 证明该套方法体系有效提高了湿地时空动态范围识别的精度和效率, 以期为长时序、大范围湿地动态监测与制图提供可靠的技术支撑。

关键词: 遥感, 湿地动态范围界定, 水湿指数, 动态变化过程, 水位波动, 时序数据集, 内陆湿地

中图分类号: P2

引用格式: 罗茗, 宫兆宁, 张园. 2023. 水位波动条件下不同类型内陆湿地动态范围的精准识别. 遥感学报, 27(6): 1348-1361

Luo M, Gong Z N and Zhang Y. 2023. Accurate identification of inland wetland dynamic range under water level fluctuation. National Remote Sensing Bulletin, 27(6): 1348-1361 [DOI: 10.11834/jrs.20222005]

1 引言

湿地位于水陆生态系统之间的过渡地带, 具有独特的季节性水文过程, 被认为是最具生产力的生态系统之一, 在维持生态平衡、保持生物多样性、蓄洪防旱、调节区域气候等方面具有重要的生态服务价值。由于受到全球变暖、人类活动加剧等方面的影响, 自 20 世纪 70 年代起, 全球湿地面积急剧减少, 生态功能严重退化, 带来了一系列生态问题, 使得湿地研究成为国际社会普遍关注的热点 (Gardner 等, 2011)。湿地是“山水林田湖草”生命共同体的重要组成, 湿地的动态范

围界定是湿地研究的基础, 也是湿地生态系统保护、恢复重建的前提 (殷书柏和吕宪国, 2006)。精准的湿地范围识别方法有利于湿地精确分类与制图, 可以为湿地管理部门提供科学有效的指导, 具有重要意义 (杨永兴, 2002)。

卫星遥感作为对地观测的综合技术, 已被广泛应用于湿地信息提取和动态监测。纵观整个湿地遥感发展史, 湿地空间变化的遥感监测大体经历了从单一遥感资料向多时相、多数据源的复合过渡, 从静态分析向动态监测过渡, 从对资源与环境的定性调查向计算机模型的定量分析过渡。世界上开展湿地监测最早的是北美, 主要是利用

收稿日期: 2022-01-07; 预印本: 2022-08-17

基金项目: 国家自然科学基金 (编号: 41971381); 北京市生态环境变化遥感调查与评估项目 (编号: BJMEMC-ZC-2021XXX-3); 北京市水务局重点项目 (编号: TAHP-2018-ZB-YY490S)

第一作者简介: 罗茗, 研究方向为遥感技术在湿地领域的应用。E-mail: luodaming33@163.com

通信作者简介: 宫兆宁, 研究方向为遥感技术及地学分析应用。E-mail: gongzhaoning@cnu.edu.cn

航空遥感对海岸带湿地的变化进行监测,之后英国、加拿大对湿地遥感识别、监测展开了较深入的研究。Sader等(1995)利用Landsat TM遥感影像对美国缅因州的森林湿地进行分析评价研究。Munyati(2000)使用MSS和TM两种影像数据分析赞比亚泥炭型沼泽湿地系统的变化情况。Töyrä等(2001)通过SPOT和Radarsat SAR影像相结合的方法监测内陆湿地水体的水质,并评价其应用于淡水湿地水体范围制图的潜力与优越性。Landmann等(2010)利用MODIS影像系列产品数据结合地形数据开展大尺度湿地制图研究。中国遥感技术应用与湿地监测起步较晚,但发展迅速。随着遥感技术和传感器的发展,监测数据由单一的Landsat系列卫星向IKONOS、Quick Bird等多源数据发展。湿地空间变化特征研究逐渐深入,以牛振国等(2009)绘制全国湿地地理特征分布图开始,标志着大尺度湿地空间变化特征研究时代的到来。2009年,首张全国湿地分布遥感制图由北京师范大学遥感重点实验室完成,为中国湿地大调查提供了资源配置依据,也为湿地变化监测奠定良好基础。

对湿地生态系统的遥感监测不仅能实时掌握湿地资源现状,还有助于了解湿地多年的动态变化特征。湿地的科学界定是湿地提取的关键,目前对于湿地的定义并没有形成统一公认的标准,但是研究学者一致认为“湿地三要素”(湿地水文、湿地植被和水饱和土壤)是识别湿地和界定湿地边界的唯一理论依据(Charman, 2002)。国内外湿地研究者基于水和湿表面与其他地物在可见光、近红外、短波红外的光谱反射特征差异建立了多种水湿指数。

水湿指数被认为是使用限制少且更能直观对湿地进行表征的,因此在世界范围内被广泛使用。根据水湿指数的不同特征,可以将它们归纳成以下4种:(1)基于增强水体与相邻像素间差异提取湿地信息。McFeeters(1996)利用绿波段和近红外波段开发了归一化差异水体指数NDWI(Normalized Difference Water Index)用于水体测绘;Xu(2006)在对NDWI结果分析的基础上,将短波红外波段代替近红外波段修改指数,称为MNDWI(Modified NDWI)。该指数与NDWI相比能够增强遥感图像中开阔水面特征,同时改善水体提取时城市建筑物阴影干扰问题,适合城市水体识别;Feyisa等(2014)针对Landsat TM传感器开发了自动化水体

提取指数AWEI(Automated Water Extraction Index),在存在各种环境噪声情况下该指数可以提高水体提取准确性,同时保证阈值的稳定;(2)基于对土壤湿度和植被水分含量较为敏感的近红外波段和短波红外波段提取湿地信息。Gao(1996)为了研究植被含水量,基于归一化差异植被指数NDVI(Normalized Difference Vegetation Index)开发了归一化湿度指数NDMI(Normalized Difference Moisture Index),与NDVI相比能更有效地提取植被冠层水分含量;Khanna等(2007)提出的短波角斜率指数SASI(Shortwave Angle Slope Index)和Wang和Qu(2007)提出的归一化多频带干旱指数NMDI(Normalized Multi-band Drought Index)也被用来区分植物水分和土壤水分的变化并且表征良好。多种研究表明NIR-SWIR波段组合得到的水湿指数在反映植被含水量方面比NDVI更好(郑兴明等, 2014; 闻熠等, 2015);(3)基于地表温度与NDVI反演土壤湿度提取湿地信息。Sandholt等(2002)在研究土壤湿度时,利用LST和NDVI值拟合干湿边方程,提出了温度植被干旱指数TVDI(Temperature Vegetation Dryness Index)进行植被覆盖区域表层土壤湿度反演。王鹏新等(2001)根据其原理又提出了条件植被温度指数VTCI(Vegetation Temperature Condition Index)。这些指数被广泛应用于监测土壤状态;(4)基于缨帽变换湿度分量反演沼泽、水体变化差异提取湿地信息。TCWI(Tasseled Cap Wetness Index)最早根据Landsat MSS传感器提出,是一种特殊的主成分分析,可以较好地分离土壤和植被(Kauth和Thomas, 1976),并且适合检测湿地淹没区域(Tana等, 2013)。TCWI过分依赖于传感器,不同传感器其缨帽变化转换系数也不同,但随着世界各国研究者们对其研究的不断深入,大多数传感器都有其缨帽变换的转换系数,包括Landsat OLI、Sentinel MSI等传感器(李博伦等, 2016; Shi和Xu, 2019)。虽然大多数水湿指数已经应用于湿地信息的获取,可以表征湿地特征,但是当湿地三要素混合时,会呈现复杂的光谱特征。且由于湿地区域空间异质性强,湿地与非湿地界限较为模糊,导致湿地范围提取精度并不高。加之由于季节性或日常水位波动导致湿地范围和光谱特征呈现高度动态化,难以通过单一水湿指数和单时相分类方法准确捕捉湿地的动态范围(Ozesmi和Bauer, 2002)。所以要进行精确的湿地动态边界检测,有必要使用多时相光学影

像和不同水湿指数, 结合动态阈值, 考虑成本效益的方式实现大规模湿地制图。

随着多源多尺度遥感数据的发展以及遥感云平台的兴起, 湿地遥感监测走上了新台阶。地理空间信息云平台允许用户通过 Web 接口进行遥感数据处理, 谷歌地球引擎 GEE (Google Earth Engine) 是目前最常用的平台之一。利用 GEE 强大的计算能力、海量的数据、先进的算法、丰富的 API (Application Programming Interface), 多源多时相数据通过编程语言快速实现湿地的有效提取 (程丽娜等, 2022; 宁晓刚等, 2022; 智超等, 2022)。为此, 本研究借助 GEE 平台, 从湿地三要素出发, 面向湿地系统具有的独特水位波动特征, 开发了一套基于“要素—指标—阈值”体系的大范围湿地自动检测方法。为了验证方法的普适性及精度, 选取水库型湿地, 沼泽型湿地, 湖泊型湿地 3 种典型内陆湿地验证湿地动态范围识别方法的有效性和准确性, 并通过高分一号、WorldView、Google Earth 等高空间分辨率光学影像

数据进行精度评价, 以期为长时序、大范围湿地动态监测提供有效的技术支持。

2 研究区概况与数据源

2.1 实验区概况

为了验证方法的有效性, 选取官厅水库、若尔盖湿地、鄱阳湖湿地分别作为水库型湿地、沼泽型湿地和湖泊型湿地的典型代表进行研究。

官厅水库位于北京市延庆区和河北省怀来县内, 是海河流域五大支流之一永定河上的第一座大型水库, 地跨 $112^{\circ}08'E-116^{\circ}20'E$, $38^{\circ}51'N-41^{\circ}14'N$, 曾是北京市的主要供水水源之一 (图 1 (a))。全区属于温带大陆性季风气候, 夏季多雨, 冬季干燥, 全年多风少雨, 降雨主要集中在 7—9 月 (汪星等, 2018)。受周期性水位涨落影响, 在水库与陆岸之间形成的巨大环库生态隔离带, 是一类特殊的季节性湿地生态系统, 是深入分析各种生态要素相互作用机制的重要研究区 (宫兆宁等, 2017)。

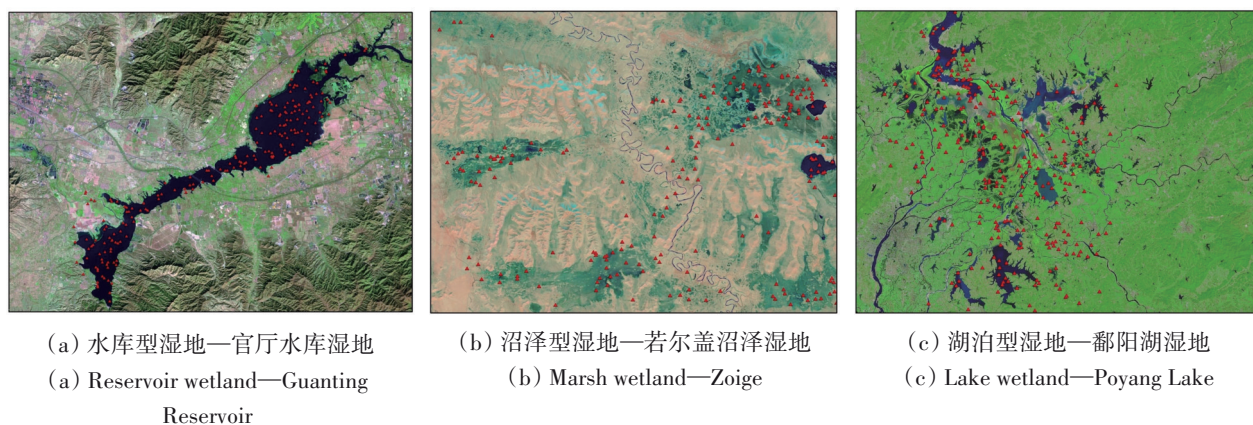


图 1 研究区地理位置及样本点分布(影像 RGB 波段: 7, 5, 4)

Fig. 1 Location and sample points distribution of different types of inland wetlands (Image RGB band: 7, 5, 4)

若尔盖湿地位于青藏高原东北部, 地跨 $102^{\circ}29'E-102^{\circ}59'E$, $33^{\circ}25'N-34^{\circ}00'N$, 是世界上最大的高原沼泽湿地。全区平均海拔 3500 m, 长冬无夏, 干湿季分明, 地貌以宽谷、缓丘为基本特征, 广泛发育泥炭沼泽, 在节水、供水以及生态平衡中起着重要作用 (Huo 等, 2013; 甄硕等, 2017)。其湿地范围多分布于黑河流域中下游, 本研究选择若尔盖湿地的黑河中下游为研究区 (图 1 (b))。

鄱阳湖位于江西省北部, 地跨 $115^{\circ}47'E-116^{\circ}45'E$, $28^{\circ}22'N-29^{\circ}45'N$, 是中国第一大淡水

湖泊湿地 (图 1 (c))。鄱阳湖属于亚热带季风性气候, 夏季炎热潮湿, 冬季干燥寒冷。鄱阳湖水位表现出明显的季节和年际动态, 在 4—9 月的丰水季中, 大片洪泛区被淹没, 形成一个大湖, 淹没面积超过 3000 km²。在 10—次年 3 月的枯水季, 湖泊的淹没面积缩小到不足 1000 km², 只留下一条狭窄的蜿蜒水道 (Feng 等, 2012)。

2.2 数据源

Landsat 8 Collection 2 数据集由美国地质调查局 USGS 于 2020 年发布, 本研究选取 GEE 平台上

Landsat 8 Level 2, Collection 2, Tier 1 数据集, 空间分辨率 30 m, 重访周期 16 d。Tier 1 拥有经过辐射定标和大气校正数据质量良好的 Landsat 影像, 适合进行时间序列的定量分析。选取研究区 2019 年逐月尺度的 Landsat OLI 影像组成月尺度时间序列数据集, 充分表征丰水期和枯水期湿地的动态变化特征, 根据 12 景影像合成结果确定湿地动态范围。

为了准确区分湿地像元与非湿地像元, 选取 3 个研究区内高分一号, Google Earth、WorldView 高分辨率影像数据, 进行基于专家经验的目视解译, 确定湿地与非湿地要素。为了确保验证的合理性, 上述所有数据坐标系都进行重投影和影像配准, 确保和 Landsat OLI 数据坐标系一致。考虑到丰水期影像中湿地面积往往最大, 包含了所有可能被定义为湿地的范围, 因此选取湿地丰水期遥感影像作为验证数据。

2.3 技术流程

从湿地三要素的定义: 湿地水文、湿地植被和湿地土壤出发, 筛选最优水湿指数组合。利用图像合成法, 将年内水湿指数构建的数据集进行有效合成, 用来精确表征湿地动态范围。采用改进的模糊 C 均值 (MFCM) 算法, 弱化湿地背景的空间异质性, 提高湿地与非湿地边界的对比度。采用 OTSU 实现湿地范围分割阈值的定量界定, 叠加湿地提取规则最终构建一套基于“要素—指标—阈值”体系的湿地精准识别算法, 实现水位波动条件下湿地动态范围的精准识别。具体技术流程见图 2。

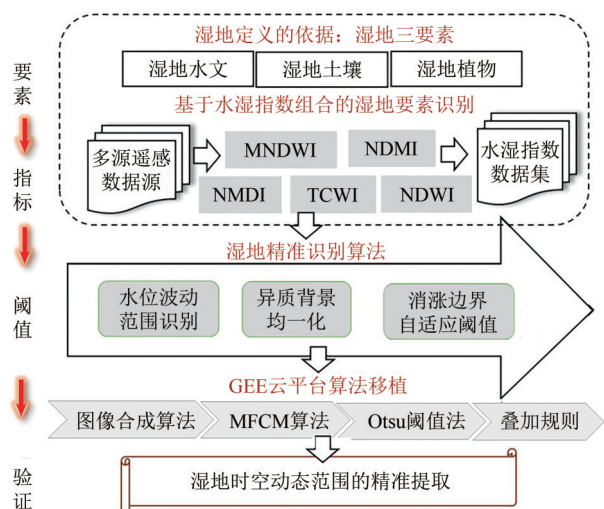


图 2 技术流程图

Fig. 2 Technical flow chart

3 实验方案

3.1 基于湿地三要素的水湿指数组合方案

虽然世界各国对于湿地定义差异很大, 但基本上还是以“湿地三要素”为依据, 即湿地水文、湿地植被和水饱和土壤 (Tiner, 2016)。湿地具有的季节性水位波动特征, 对湿地植物生存和土壤发育起着决定性作用。湿地水文是湿地形成的发生学因素, 而湿地土壤和湿地植被则是湿地发育成熟的诊断特征 (殷书柏 等, 2014)。

围绕湿地三要素特征, 本研究将水位波动条件下湿地范围划分为 3 部分: 开阔水面变化区域 (图 3 (a))、存在湿地植被覆盖的水面或过饱和湿地土壤区域 (简称“水生植物和湿土壤区域”) (图 3 (b))、湿地永久水体区域 (图 3 (c))。在空间分布上, 水面无变化的永久水体区一般位于湿地中心, 开阔水面变化区域、水生植物和湿土壤区域组成的水位波动区一般位于湿地边缘。湿地范围的分区界定后, 根据不同水湿指数优势筛选水湿指数进行湿地三要素表征, 从而检测湿地的动态范围 (表 1)。

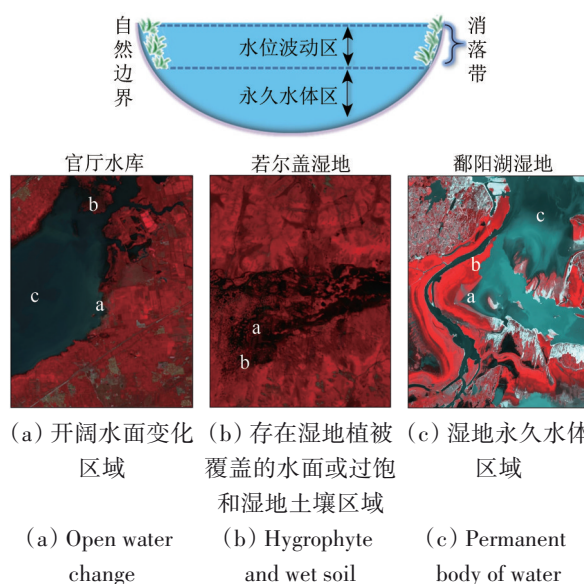


图 3 湿地区域的定义与划分 (波段 4, 3, 2)
Fig. 3 Definition and division of wetland areas (Bands 4, 3, 2)

3.2 基于图像合成法的湿地水位波动范围的识别

由于湿地范围具有高度时间动态性, 单幅影像获取的信息不足以表示全年的湿地范围。对研究区地面水文站实测历史水位数据的缺失, 与实测

数据同步的高、低水位时期的遥感影像缺失,两者给水位波动条件下湿地动态范围的识别带来了困

难,但是高、低水位变化对湿地的发生至关重要。

表1 水湿指数

Table 1 Water-wetness indices

特征变量	表达式	来源	优势	图像表征区域
Normalized Difference Water Index (NDWI)	$\frac{G - NIR}{G + NIR}$	McFeeters (1996)	增强水面特征,消除植被干扰	图3(a),(c)
Modified NDWI(MNDWI)	$\frac{G - SWIR}{G + SWIR}$	Xu (2006)	消除建筑物与土壤间的干扰	图3(b),(c)
Normalized Difference Moisture Index (NDMI)	$\frac{NIR - SWIR1}{NIR + SWIR1}$	Gao (1996)	对植被含水量敏感	图3(b),(c)
Normalized Multi-band Drought Index (NMDI)	$\frac{NIR - (SWIR1 - SWIR2)}{NIR + (SWIR1 + SWIR2)}$	Wang (2007)	对土壤和植被水分敏感	图3(b),(c)
Tasseled Cap Wetness Index (TCWI)	$0.2651B + 0.2367G + 0.1296R + 0.059NIR - 0.7506SWIR1 - 0.5386SWIR2$	Li (2016)	表征土壤和植被的水分	图3(b),(c)

注:表中的B、G、R、NIR、SWIR1和SWIR2分别表示Landsat卫星的蓝、绿、红、近红外、短波红外1和短波红外2波段。

本研究利用图像合成原理,采用水湿指数图像合成法来确定高低水位。通过图像合成法,用一年内收集到所有月度影像生成的水湿指数的高值,代表高水位期影像的提取结果,而低值代表低水位期影像的提取结果。在某些年份内,云覆盖或影像质量问题会造成月尺度时间序列数据的不连续性,因此本文通过GEE进行影像云量筛选,对于缺失月份的影像利用邻近年份相同月份或相同年份邻近月份的影像进行灵活替代。在完成年内月尺度时间序列影像收集后,选取合适的图像合成规则,将月度水湿指数图像进行合成,表征全年湿地动态变化的范围。既避免因为湿地高时间动态性导致的检测结果偏差,又解决实测水位数据缺失情况下,高低水位影像难以确定的问题。

采用最大值或最小值合成的月度水湿指数影像,往往是一年内最大或最小的湿地边界,无法排除洪水或突然干旱导致的偶然误差。且最大值或最小值合成影像往往包含更多的云污染,使得湿地检测结果存在较大误差。为了排除洪水期和干旱期误差及云干扰,Ludwig等(2019)在哥白尼土地监测服务中根据水湿存在指数WWPI的定义采用第75百分位数进行湿地划分。同时也利用第75百分位数选择不同研究区进行湿地分类,结果显示精度较高。本研究中没有涉及该因子的经验推导,但根据以往研究的准确性直接采用第75百分位数水湿指数的合成影像,代表高水位期的湿地特征,第25百分位数水湿指数的合成影像,代表低水位期的湿地特征。

以官厅水库为例,研究区2019年5月和6月的影像有云层干扰,对MNDWI指数影像采用最大值合成后,过境影像中的陆地区域仍然有明显的薄云现象(图4(a)),但对逐月的MNDWI指数影像采用75百分位数合成规则,影像中的云量明显减少(图4(b))。

3.3 湿地异质背景均一化

湿地的高度空间异质性通常会对阈值分割产生影响(Ozesmi和Bauer, 2002),将图像进行聚类处理可以有效消除这种影响。Yang等(2015)充分考虑图像像素的灰度信息和空间分布,提出基于水体指数的改进的模糊C均值聚类(MFCM)算法进行水体的精确提取。MFCM算法通过图像反射率的分布将位于聚类边缘的异构背景校正到聚类中心,从某一个随机的聚类中心开始,通过搜索目标函数的最小点,不断调整聚类中心和每一个样本的模糊隶属度,最后确定样本类别产生双峰直方图。将图像进行水湿指数计算后,湿地类像元数量与非湿地类像元数量在直方图中显示出明显差异(图5(b))。本文采用MFCM算法,提高图像光谱对比度和均匀异质反射率,弱化湿地空间异质式(1)。

$$J = \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 + \alpha \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N u_{ij}^m \left(\|\bar{x}_j - v_i\| \right)^2 \quad (1)$$

式中, C 表示聚类中心的数量, N 表示图像中像元数之和, α 表示可控制邻域效应的强弱, $\bar{x}_j$ 表示像素 j 邻域窗口内像素的平均值; u_{ij} 表示像素 j 属于类 i 的隶属度函数, m 是隶属度因子,通常设置2;

v_i 表示类*i*的聚类中心；*J*是全局目标函数。当目标函数到达极值时，待分类影像获得最佳聚类方案。为此引入隶属度函数 u_{ij} 的约束条件式（2），并利

用拉格朗日乘数法求解各个参数。

$$\sum_{i=1}^C u_{ij} = 1, j = 1, 2, \cdots, N$$

(2)

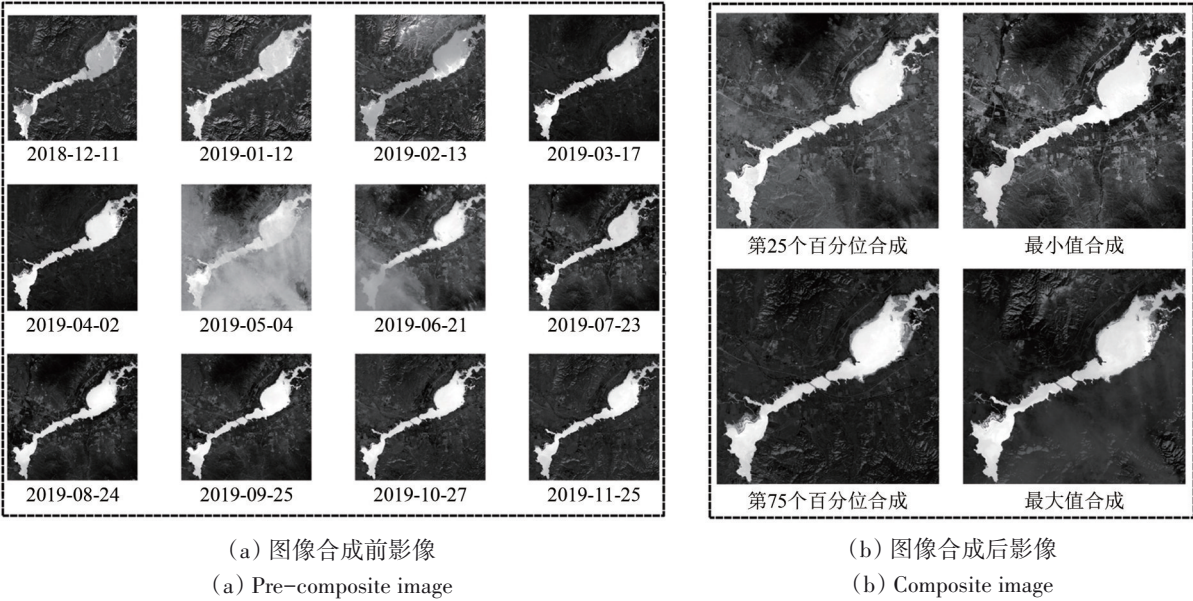


图4 年尺度水位波动周期内官厅水库MNDWI指数图像合成结果
Fig. 4 Compositing results of index caculation images (MNDWI images of the Guanting Reservoir in an annual scale water level fluctuation period)

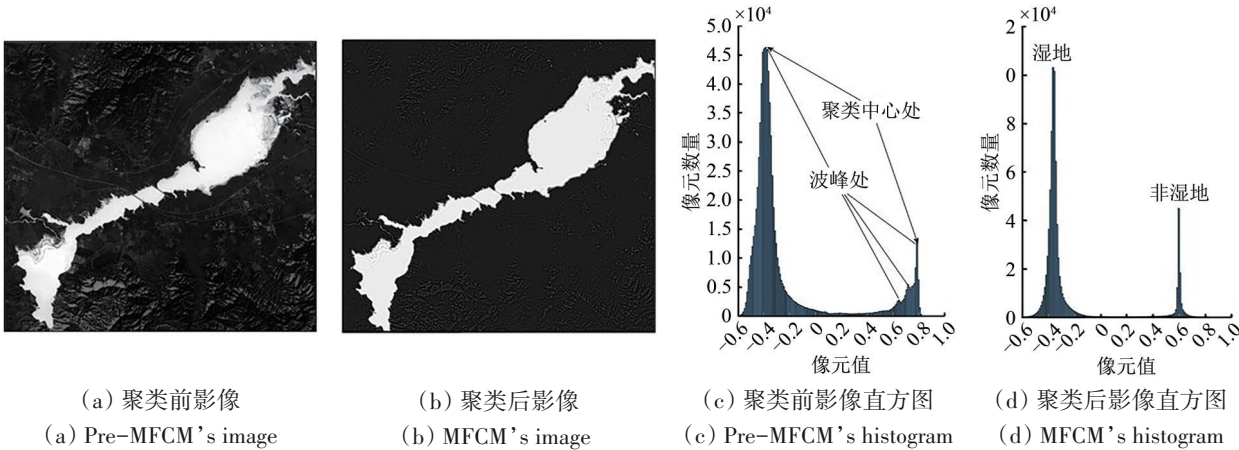


图5 MFCM算法应用前后的比较
Fig. 5 Comparison of MFCM algorithm application

对于聚类中心选取，可以根据图像直方图特征确定（王启为 等，2019）。本文分别在湿地和非湿地特征像元值处选取两个聚类中心，直方图存在明显的双峰分布，在波峰处选择，对于在同一特征处具有多个峰值的，选取像元数量最多的波峰作为聚类中心。经过MFCM算法处理后的影像，图像对比度增强，湿地与非湿地之间的界限更明显（图5）。

3.4 动态分割阈值的确定

经过背景均一化的水湿指数影像，需要选取合适的阈值进行分割，进一步确定湿地特征边界。根据聚类后影像直方图特点：有明显的多峰分布，且波峰存在不止一个类别上，采用OTSU进行自动阈值分割。

按照图像的灰度特性，将图像分成背景和前景两部分。因方差是灰度分布均匀性的一种度量，

背景和前景之间的类间方差越大，说明构成图像不同部分的差别越大，分割意味着错分概率越小。经过背景均一化的聚类影像，具有明显的前景（湿）与背景（非湿）分布（Li等，2012）。因此，研究选取OTSU确定阈值进行影像二值化。

3.5 水湿指数识别规则的构建

部分水湿指数提取的湿地结果易与其他地物混淆，因此不能简单进行水湿指数叠加提取湿地范围。为了精准识别湿地的动态边界，围绕湿地三要素特征，建立合适的规则（表2），符合该规则的区域检测为湿地。

根据水体和植被在NIR波段反射率的显著差异性，采用NDWI可以最大程度抑制植被信息突出水体信息。因此本研究利用年内低水位期影像提取的NDWI结果表征湿地范围中的永久水体区域

（图3（c））；高、低水位期影像提取的NDWI结果之差可以有效指示湿地开阔水面变化的范围（图3（a））。湿地与森林、山体阴影、建筑混凝土等土地覆盖类型存在严重的同物异谱现象（图6），为了尽可能减少误差，只有像元被NDMI、NMDI、TCWI超过一个指数同时识别为湿地时，才能与高水位期MDNWI一起表征水生植物和湿土壤（图3（b）），同时该区域也可以通过高水位期的MNDWI、NDWI范围的差异区域来表征。

表2 湿地识别规则
Table 2 Wetland identification rules

识别规则	表征区域
$NDWI_{low}$	永久水体
$NDWI_{high} - NDWI_{low}$	开阔水面变化
$((NDMI \cap NMDI) \cup (NMDI \cap TCWI)) \cup ((NDMI \cap TCWI) \cup (NMDI \cap NMDI \cap TCWI)) \cup (NDWI)_{high} - MNWDI_{high}$	湿地植被覆盖的水面或过饱和湿地土壤

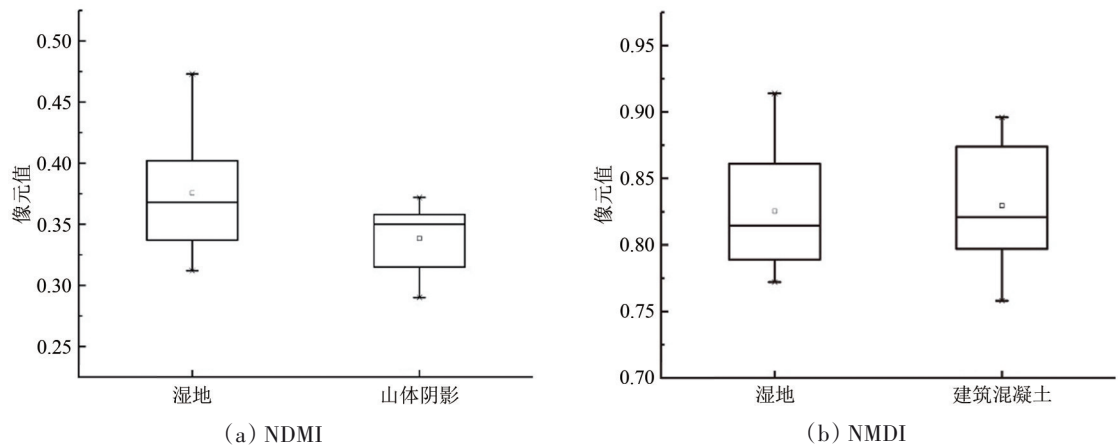


图6 水湿表面和易混淆特征的NDMI和NMDI值之间的比较

Fig. 6 Comparison between NDMI and NMDI for water-wetness surfaces and easily confused features

开阔水面变化区域、水生植物和湿土壤区域、永久水体区域三者共同组成有明显水位波动的湿地。采用永久水体区域表征低水位时期的最小湿地范围，开阔水面变化区域、水生植物和湿土壤区域组成的水位波动区最大外延范围表征高水位时期的最大湿地范围。不同时期不同水位的湿地边界在水位波动区中移动，最终完成水位波动条件下湿地动态范围的精准识别。

3.6 精度评价

参考验证数据，按照3个研究区面积大小分别选取湿地和非湿地200、250、300个样本点利用分层随机抽样方法进行精度验证。采用混淆矩阵分别对单一影像指数与本文方法结果进行精度评估，

选取的评价指标为总体精度、生产者精度、用户精度，Kappa系数。

4 结果与讨论

4.1 结果分析

本研究采用“要素—指标—阈值”体系的湿地检测方法，使用Landsat OLI遥感数据针对具有水位波动特征的湿地进行提取，并将本文所使用的5种水湿指数组合识别方法与高水位期5种水湿指数单独湿地提取方法结果进行精度对比发现，本文方法在3种典型内陆湿地提取中具有最高的总体精度与Kappa系数，表明本文湿地提取方法的普适性与有效性（图7）。

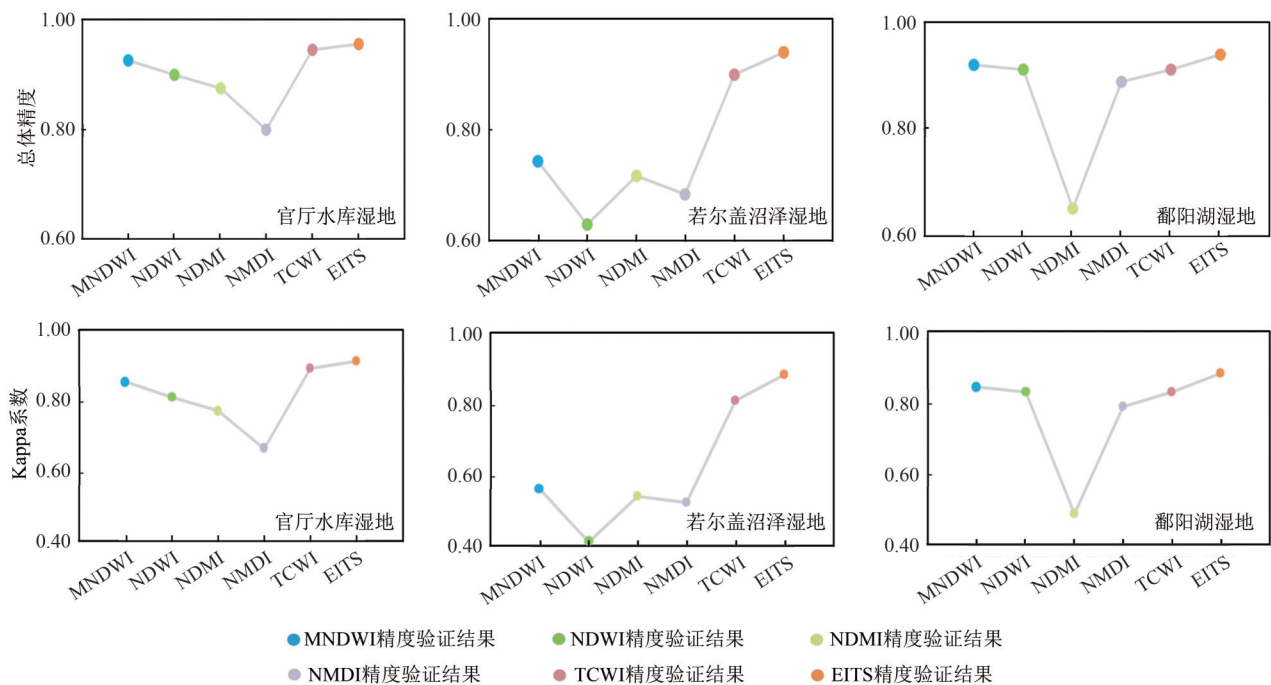


图7 基于6种水湿指数不同类型内陆湿地范围提取精度的统计

Fig. 7 Accuracy verification results comparison of wetland dynamic range among six different water-wetness indices images

官厅水库湿地位于永定河上游，周围多山，岸边存在部分建筑。单独使用NDMI和NMDI指数进行湿地识别时，虽然指数对植被水分和土壤湿度敏感，但也易与建筑、森林和山体阴影混淆，因此湿地检测结果相较其他方法精度较低且噪声大。研究区湿地主要由开阔水面组成，水库北岸与西南岸存在部分湿地植物茂盛地区，因此使用NDWI、MNDWI、TCWI水湿指数进行湿地识别精度较高，均在90%之上。通过EITS方法提取的官厅水库湿地结果较好反映了官厅水库周围的湿地分布（图8（f）），不仅检测到湿地开阔水面变化，还能检测水面植被茂盛的湿地，排除单一指数结果的噪声影响，总体精度高达95.50%，Kappa系数达到0.91，具有最高总体精度与Kappa系数（表3）。研究区内永久水体占绝大多数，其次是水生植物

和湿土壤区域、开阔水面变化区域。永久水体区位于水库中心，水位波动区主要位于水库边缘。

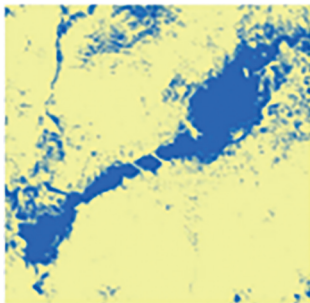
若尔盖湿地位于黑河中下游，主要包括由植被和湿土壤组成的泥炭沼泽湿地，河流只占研究区的小部分。单独使用NDWI提取时精度最差，仅能识别出河流与较大的水面，对若尔盖湿地的其他湿地特征难以精准检测；MNDWI虽然可以识别出湿地植被，但湿地土壤识别结果较差；NDMI和NMDI能较好地识别湿地土壤和湿地植被，但由于噪声较大单独使用时精度也不高。特别是NMDI提取结果，由于该地区土壤类型不同，反射率与水泥建筑相似，导致NMDI结果把许多土壤都错分为湿地，错分误差较大，生产者精度仅有57.5%。TCWI对土壤、植被湿度敏感，加之没有噪声干扰，可以较好识别出湿地，所以总体精度较高。



(a) MNDWI



(b) NDWI



(c) NDMI

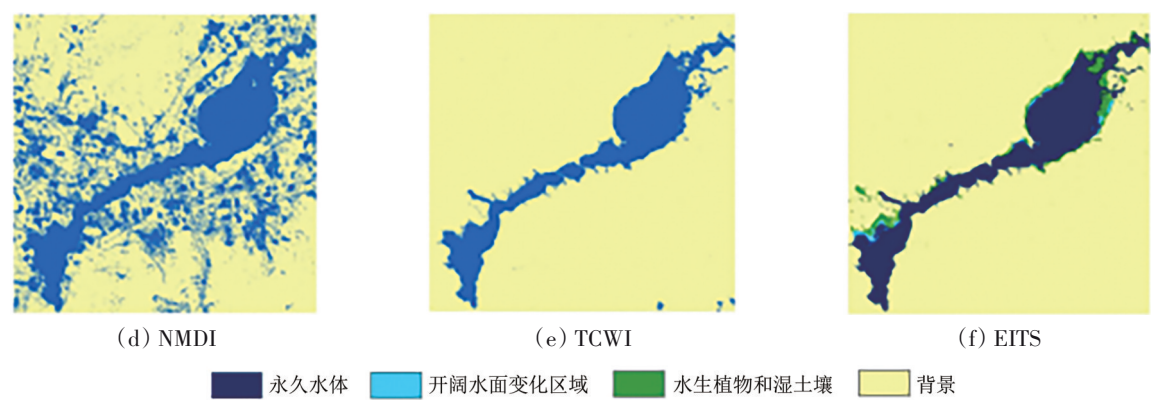


图 8 基于不同水湿指数官厅水库湿地动态范围的识别结果

Fig. 8 Different water-wetness indices caculation results of wetland dynamic range in the Guanting Reservoir

表 3 官厅水库湿地提取精度评价

Table 3 Accuracy assessment for the Guanting Reservoir wetland

类别	MNDWI		NDWI		NDMI		NMDI		TCWI		EITS	
	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%
湿地	100	81.25	100	75.00	82.35	87.50	68.87	91.25	100	86.25	97.33	91.25
非湿地	88.89	100	85.71	100	91.30	87.50	92.55	72.50	91.60	100	94.4	98.33
总体精度/%	92.50		90.00		87.50		80.00		94.50		95.50	
Kappa 系数	0.8529		0.8077		0.7706		0.6627		0.8904		0.9100	

通过 EITS 方法提取的若尔盖湿地结果较好反映了若尔盖周围的湿地分布（图 9（f）），总体精度为 94%，Kappa 系数超过 0.88，具有最高总体精度与 Kappa 系数（表 4）。研究区内水生植物和湿土壤组成的泥炭沼泽湿地占绝大多数，其次是永久水体、开阔水面变化区域。

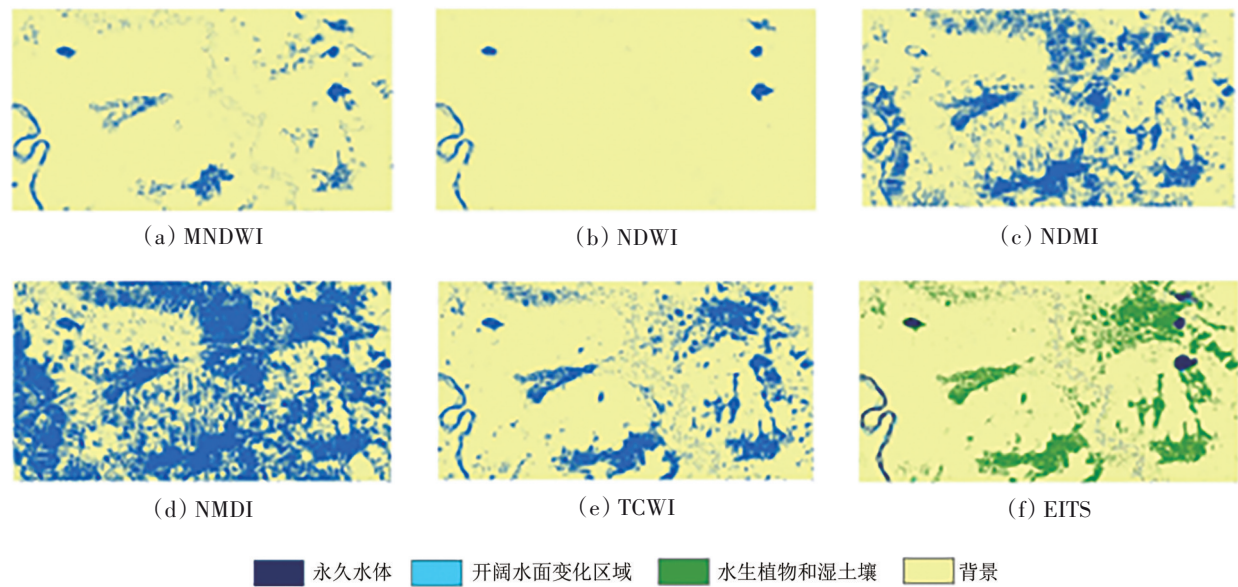


图 9 基于不同水湿指数若尔盖沼泽湿地动态范围的识别结果

Fig. 9 Different water-wetness indices caculation results of wetland dynamic range in the Zoige marsh wetland

表4 若尔盖沼泽湿地提取精度评价

Table 4 Accuracy assessment for the Zoige marsh wetland

类别	MNDWI		NDWI		NDMI		NMDI		TCWI		EITS	
	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%
湿地	100	35.83	100	7.50	67.00	57.50	56.68	88.33	98.91	75.83	99.04	85.83
非湿地	70.04	100	61.86	100	74.11	81.10	87.61	55.00	86.06	99.44	91.33	99.44
总体精度/%	74.33		63.00		71.66		68.33		90.00		94.00	
Kappa系数	0.5595		0.4108		0.5400		0.5209		0.8080		0.8811	

鄱阳湖湿地雨季旱季水位变化很大，雨季时有大片洪泛区淹没，旱季时湿地淹没面积急剧缩小。单独使用NDMI进行湿地检测时精度较差，因为高水位期鄱阳湖周围山体树木茂盛，植被水分较大，且由于其亚热带湿润性季风气候特征，地面湿度较大，导致NDMI错分较多，精度不高。NMDI易将建筑错分为湿地，但由于鄱阳湖周围建筑较少，稻田、水田较多利于NMDI进行湿地检测，因此最终湿地检测精度相比于官厅水库较高。由于每年水位变化剧烈，使得鄱阳湖湿地开阔水面变化较大，永久水体占湿地面积较小，湿地植被与湿地土壤由于水位剧烈变化而没有发育时间，使得其边界与水面变化边界相似，因此NDWI、MNDWI、TCWI湿地识别精度较高，均在90%之上。

通过EITS方法提取的鄱阳湖湿地结果较好反映了鄱阳湖周围的湿地分布（图10（f）），总体精度达到94%，Kappa系数超过0.88，具有最高总体精度与Kappa系数（表5）。由于旱雨季水位变化大，研究区内水位波动区占大多数，永久水体区较小。水位波动区中开阔水面变化区域较多，小部分湿地植被与湿地土壤类型大多为鄱阳湖周围的水田与稻田。

4.2 讨论

目前湿地监测面临的一个普遍问题，就是湿地没有一个统一广泛认可的定义，各国科学家和政府根据自己的研究需求有着各自的理解和定义（殷书柏 等，2014）。《美国湿地及其深水生境的分类》一书中将湿地视为处于陆地生态系统和水生生态系统之间的过渡区，第一次提出湿地三要素的概念，同时在进行湿地定义时并不强调湿地必须同时具有湿地三要素特征（湿地水文、土壤和植被），认为只要有一个或一个以上湿地要素特征的土地就可称为湿地。该定义一直被认为是较为

科学的，并广泛应用于湿地监测和湿地制图等科学研究。

湿地定义的分歧主要表现为湿地边界界定问题。即使通过湿地三要素特征定义湿地的方法被广泛使用，但是对于那些处于3个属性边缘地方被定义为湿地的区域，争议很大。为了进一步区分湿地与非湿地边界，首先需要确定湿地区域与非湿地区域在哪些方面存在差异？即要确定可以用于区分湿地与非湿地的自然地理要素；其次运用合适的特征指标表示和区分湿地与非湿地自然地理要素；最后通过某种方法确定区分指标的阈值，以此作为识别湿地与非湿地的标准。这3个步骤合起来称之为“要素—指标—阈值”体系。

通过与其他水湿指数的湿地检测结果相比，本文提出的基于“要素—指标—阈值”体系的湿地检测方法具有较大的优势。首先，与单一时相影像选取的单一水湿指数湿地检测结果相比，总体精度与Kappa系数准确性最高。其次，与传统的监督分类方法相比，本研究方法不需要任何训练数据作为输入样本点，所用时间更短，所需资源更少，处理效率更高。最后，该方法所需参数采用算法自动获取，可以全自动地应用于其他具有水位波动特征的湿地检测。水湿指数的运算只需要Landsat OLI数据Green波段—SWIR波段的地表反射率信息，因此与数据波段设置相似的其他卫星影像也可以迁移使用该方法，比如Sentinel-2 MSI数据。

但是本研究进行动态阈值分割时选用的OTSU算法，当研究区湿地与非湿地要素占比相差较大，类间方差准则函数容易呈现两个以上的多峰，此时分割效果较差，需要采用其他阈值分割方法或者对研究区进行分区划分处理。同时值得注意的是，若尔盖湿地提取结果的用户精度为85.83%，大大低于该地区的总体精度（94%），相较于其他

两种类型湿地（水库型、湖泊型）提取结果存在较大的错分误差，这是因为若尔盖湿地为沼泽型，研究区大部分由水生植物和湿土壤组成，该方法对于水生植物和湿土壤设置的识别规则易导致湿地提取结果存在部分夸大，但是总体精度还能保持较高水平。

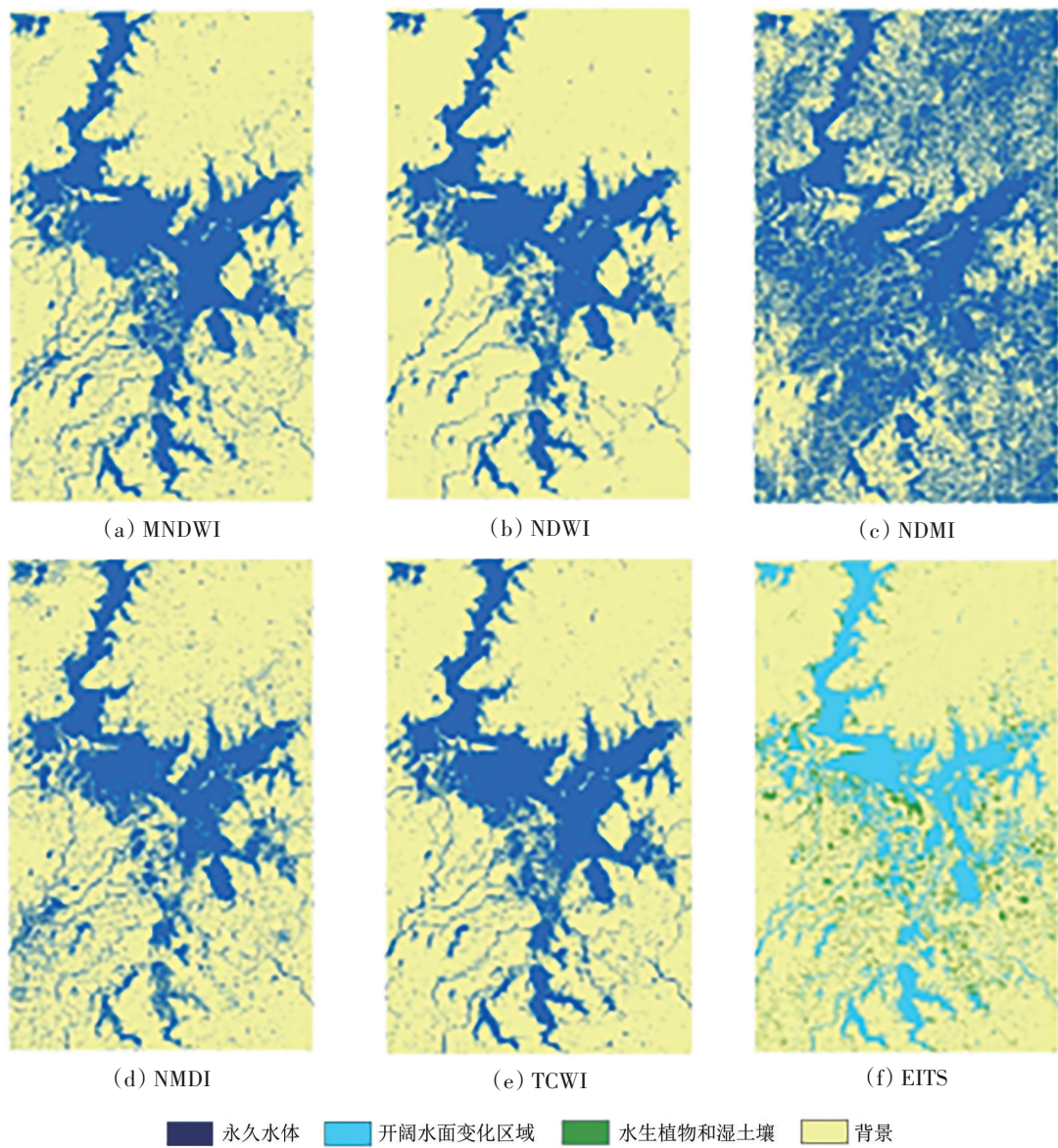


图 10 基于不同水湿指数鄱阳湖湿地动态范围的识别结果

Fig. 10 Different water-wetness indices caculation results of wetland dynamic range in the Poyang Lake wetland

表 5 鄱阳湖湿地提取精度评价

Table 5 Accuracy assessment for the Poyang Lake wetland												
类别	MNDWI		NDWI		NDMI		NMDI		TCWI		EITS	
	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%
湿地	95.45	84.00	97.56	80.00	54.09	86.00	91.86	79.00	95.35	82.00	92.55	90.00
非湿地	90.12	97.33	88.10	98.67	84.62	51.33	87.20	95.33	89.02	97.33	91.67	95.33
总体精度/%	92.00		91.20		65.20		88.80		91.20		94.00	
Kappa 系数	0.8447		0.8300		0.4864		0.7888		0.8302		0.8823	

5 结 论

湿地的高度空间异质性和高度时间动态性特征，是湿地检测中所面临的难题。本研究选择《美国湿地及其深水生境的分类》中的湿地定义和“要素—指标—阈值”体系，基于GEE云平台和遥感图像处理技术，开发出一套无需大量训练数据，自动化大范围应用于不同地理区域的湿地检测方法。该方法的主要优势在于选取了多种对湿地特征敏感的光谱指数，进行年内尺度水湿指数影像图像合成，以湿地水位波动区和永久水体区代表湿地范围，解决湿地高度时间动态性问题；利用MFCM算法增强湿地与非湿地的背景反射率差异解决湿地高度空间异质性问题；采用OTSU算法进行动态阈值分割。3个典型研究区的总体精度都大于94%，Kappa系数都高于0.88，大于单一水湿指数湿地检测方法，具有较高的精度。

但后续研究仍需要在以下3个方面进行补充：

(1) MFCM算法的聚类中心选择很重要，本研究的聚类中心在直方图最大波峰处进行选取，没有验证选取其他聚类中心处（如波谷处，斜率最大处等）时的湿地检测精度，缺少对比研究。

(2) 本研究选取的影像时间周期为一年，因此得出的湿地范围为一年内的动态范围，如果某区域湿地的水位波动较慢，湿地检测结果可能较为不理想。

(3) 由于Landsat数据的时间分辨率与空间分辨率的局限，会产生部分漏分与错分。后续的工作应该围绕基于GEE平台内的其他较高分辨率数据源（例如Sentinel-2 MSI）开展大范围、长时序的湿地检测。

参考文献(References)

- Baig M H A, Zhang L, Shuai T and Tong Q. 2014. Derivation of a tasseled cap transformation based on Landsat 8 at-satellite reflectance. *Remote Sensing Letters*, 5(5): 423-431 [DOI: 10.1080/2150704X.2014.915434]
- Charman D. 2002. *Peatlands and Environmental Change*. Chichester: John Wiley & Sons.
- Cheng L N, Zhong C R, Li X Y, Jia M M, Wang Z M and Mao D H. 2022. Rapid and automatic classification of intertidal wetlands based on intensive time series Sentinel-2 images and Google Earth Engine. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(2): 348-357 (程丽娜, 钟才荣, 李晓燕, 贾明明, 王宗明, 毛德华. 2022. Sentinel-2密集时间序列数据和Google Earth Engine的潮间带湿地快速自动分类. *遥感学报*, 26(2): 348-357) [DOI: 10.11834/jrs.20211311]
- Feng L, Hu C M, Chen X L, Cai X B, Tian L Q and Gan W X. 2012. Assessment of inundation changes of Poyang Lake using MODIS observations between 2000 and 2010. *Remote Sensing of Environment*, 121: 80-92 [DOI: 10.1016/j.rse.2012.01.014]
- Feyisa G L, Meilby H, Fensholt R and Proud S R. 2014. Automated water extraction index: a new technique for surface water mapping using Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 140: 23-35 [DOI: 10.1016/j.rse.2013.08.029]
- Gao B C. 1996. NDWI—a normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space. *Remote Sensing of Environment*, 58(3): 257-266 [DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00067-3]
- Gong Z N, Chen Y Z and Zhao W H. 2017. Analysis of fluctuation characteristics and subzone in hydro-fluctuation belt in the Guanting Reservoir during 1979—2013. *Acta Ecologica Sinica*, 37(16): 5294-5304 (宫兆宁, 陈雨竹, 赵文慧. 2017. 近35年官厅水库消落带消涨特征及分区. *生态学报*, 37(16): 5294-5304) [DOI: 10.5846/stxb201605190968]
- Huo L L, Chen Z K, Zou Y C, Lu X G, Guo J W and Tang X G. 2013. Effect of Zoige alpine wetland degradation on the density and fractions of soil organic carbon. *Ecological Engineering*, 51: 287-295 [DOI: 10.1016/j.ecoleng.2012.12.020]
- Kauth R J and Thomas G S. 1976. The tasseled cap -- a graphic description of the Spectral-Temporal development of agricultural crops as seen by LANDSAT. *Machine Processing of Remotely Sensed Data*
- Khanna S, Palacios-Orueta A, Whiting M L, Ustin S L, Riaño D and Litago J. 2007. Development of angle indexes for soil moisture estimation, dry matter detection and land-cover discrimination. *Remote Sensing of Environment*, 109(2): 154-165 [DOI: 10.1016/j.rse.2006.12.018]
- Landmann T, Schramm M, Colditz R R, Dietz A and Dech S. 2010. Wide area wetland mapping in Semi-Arid Africa using 250-Meter MODIS metrics and topographic variables. *Remote Sensing*, 2(7): 1751-1766 [DOI: 10.3390/rs2071751]
- Li B L, Ti C P and Yan X Y. 2016. Study of derivation of tasseled cap transformation for Landsat 8 OLI images. *Science of Surveying and Mapping*, 41(4): 102-107 (李博伦, 迺超普, 颜晓元. 2016. Landsat 8陆地成像仪影像的缨帽变换推导. *测绘科学*, 41(4): 102-107) [DOI: 10.16251/j.cnki.1009-2307.2016.04.021]
- Li Y B, Meng T and Li A. 2012. Two-Dimensional Otsu image segmentation algorithm based on the particle swarm optimization algorithm// Deng W, ed. *Future Control and Automation*. Berlin: Springer: 115-120 [DOI: 10.1007/978-3-642-31006-5_14]
- Ludwig C, Walli A, Schleicher C, Weichselbaum J and Riffler M. 2019. A highly automated algorithm for wetland detection using multi-temporal optical satellite data. *Remote Sensing of Environment*, 224: 333-351 [DOI: 10.1016/j.rse.2019.01.017]
- McFeeters S K. 1996. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. *International Journal of Remote Sensing*, 17(7): 1425-1432 [DOI: 10.1080/

- 01431169608948714]
- Munyati C. 2000. Wetland change detection on the Kafue Flats, Zambia, by classification of a multitemporal remote sensing image dataset. *International Journal of Remote Sensing*, 21(9): 1787-1806 [DOI: 10.1080/014311600209742]
- Ning X G, Chang W T, Wang H, Zhang H C and Zhu Q D. 2022. Extraction of marsh wetland in Heilongjiang Basin based on GEE and multi-source remote sensing data. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(2): 386-396 (宁晓刚, 常文涛, 王浩, 张翰超, 朱乾德. 2022. 联合GEE与多源遥感数据的黑龙江流域沼泽湿地信息提取. *遥感学报*, 26(2): 386-396) [DOI: 10.11834/jrs.20200033]
- Niu Z G, Gong P, Cheng X, Guo J H, Wang L, Huang H B, Shen S Q, Wu Y Z, Wang X F, Wang X W, Ying Q, Liang L, Zhang L N, Wang L, Yao Q, Yang Z Z, Guo Z Q and Dai Y J. 2009. Geographical characteristics of China's wetlands derived from remotely sensed data. *Science in China Series D: Earth Sciences*, 52(6): 723-738 (牛振国, 宫鹏, 程晓, 魏建宏, 王琳, 黄华兵, 沈少青, 吴昀昭, 王晓风, 王显成, 王应清, 梁璐, 张丽娜, 王雷, 姚谦, 杨镇钟, 郭子祺, 戴永久. 2009. 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: 地球科学*, 39(2): 188-203) [DOI: 10.1016/S1874-8651(10)60080-4]
- Ozesmi S L and Bauer M E. 2002. Satellite remote sensing of wetlands. *Wetlands Ecology and Management*, 10(5): 381-402 [DOI: 10.1023/A:1020908432489]
- Gardner, R.C., Davidson, N.C. 2011. The Ramsar Convention. In: LePage, B. (eds) *Wetlands*. Springer, Dordrecht. [DOI: 10.1007/978-94-007-0551-7_11]
- Sader S A, Ahl D and Liou W S. 1995. Accuracy of landsat-TM and GIS rule-based methods for forest wetland classification in Maine. *Remote Sensing of Environment*, 53(3): 133-144 [DOI: 10.1016/0034-4257(95)00085-F]
- Sandholt I, Rasmussen K and Andersen J. 2002. A simple interpretation of the surface temperature/vegetation index space for assessment of surface moisture status. *Remote Sensing of Environment*, 79(2-3): 213-224 [DOI: 10.1016/S0034-4257(01)00274-7]
- Shi T T and Xu H Q. 2019. Derivation of tasseled cap transformation coefficients for sentinel-2 MSI At-Sensor reflectance data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 12(10): 4038-4048 [DOI: 10.1109/JSTARS.2019.2938388]
- Tana G, Letu H, Cheng Z K and Tateishi R. 2013. 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*, 6(6): 2391-2401 [DOI: 10.1109/JSTARS.2013.2249499]
- Tiner R W. 2016. *Wetland Indicators: A Guide to Wetland Formation, Identification, Delineation, Classification, and Mapping*. 2nd ed. Boca Raton: CRC Press
- Töyrä J, Pietroniro A and Martz L W. 2001. Multisensor hydrologic assessment of a freshwater wetland. *Remote Sensing of Environment*, 75(2): 162-173 [DOI: 10.1016/S0034-4257(00)00164-4]
- Wang L L and Qu J J. 2007. NMDI: a normalized multi-band drought index for monitoring soil and vegetation moisture with satellite remote sensing. *Geophysical Research Letters*, 34(20): L20405 [DOI: 10.1029/2007GL031021]
- Wang P X, Gong J Y, Li X W. 2001. Vegetation-temperature condition index and its application for drought monitoring. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 26(5): 412-418 (王鹏新, 龚健雅, 李小红. 2001. 条件植被温度指数及其在干旱监测中的应用. *武汉大学学报(信息科学版)*, 26(5): 412-418) [DOI: 10.3969/j.issn.1671-8860.2001.05.007]
- Wang Q W, Gong Z N, Guan H L, Zhang L, Jing R and Wang X. 2019. Extracting tidal creek features in an area of heterogeneous background at Yellow River Delta using remotely sensed imagery. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 30(9): 3097-3107 (王启为, 宫兆宁, 关鸿亮, 张磊, 井然, 汪星. 2019. 异质背景下黄河三角洲潮沟的遥感提取方法. *应用生态学报*, 30(9): 3097-3107) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.201909.019]
- Wang X, Gong Z N, Jing R, Zhang L and Jin D D. 2018. Extraction of aquatic plants based on continuous removal method and analysis of its temporal and spatial changes—A case study of Guanting Reservoir. *Chinese Journal of Plant Ecology*, 42(6): 640-652 (汪星, 宫兆宁, 井然, 张磊, 金点点. 2018. 基于连续统去除法的水生植物提取及其时空变化分析——以官厅水库库区为例. *植物生态学报*, 42(6): 640-652) [DOI: 10.17521/cjpe.2017.0240]
- Wen Y, Huang C L, Lu L and Gu J. 2015. Theretrieval of vegetation water content based on ASTER images in Middle of Heihe River Basin. *Remote Sensing Technology and Application*, 30(5): 876-883 (闻熠, 黄春林, 卢玲, 顾娟. 2015. 基于 aster 数据黑河中游植被含水量反演研究. *遥感技术与应用*, 30(5): 876-883) [DOI: 10.11873/j.issn.1004-0323.2015.5.0876]
- Xu H Q. 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *International Journal of Remote Sensing*, 27(14): 3025-3033 [DOI: 10.1080/01431160600589179]
- Yang Y H, Liu Y X, Zhou M X, Zhang S Y, Zhan W F, Sun C and Duan Y W. 2015. Landsat 8 OLI image based terrestrial water extraction from heterogeneous backgrounds using a reflectance homogenization approach. *Remote Sensing of Environment*, 171: 14-32 [DOI: 10.1016/j.res.2015.10.005]
- Yang Y X. 2002. New knowledge on the progress of international wetland science research and priority field and prospect of Chinese Wetland Science Reserch. *Advance in Earthsciences*, 17(4): 508-514 (杨永兴. 2002. 国际湿地科学研究进展和中国湿地科学研究优先领域与展望. *地球科学进展*, 17(4): 508-514) [DOI: 10.3321/j.issn:1001-8166.2002.04.008]
- Yin S B, Li B and Shen F. 2014. Review on studies of wetland definition. *Wetland Science*, 12(4): 504-514 (殷书柏, 李冰, 沈方. 2014. 湿地定义研究进展. *湿地科学*, 12(4): 504-514) [DOI: 10.13248/j.cnki.wetlandsci.2014.04.015]
- Yin S B and Lv X G. 2006. Study on the theory and methods of the identification of wetlands boundary. *Progress in Geography*, 25(4): 41-48 (殷书柏, 吕宪国. 2006. 湿地边界确定研究进展. *地理科学进展*, 25(4): 41-48) [DOI: 10.3969/j.issn.1007-6301.2006.04.005]
- Zhen S, Dong L Q, Zheng R M and Yao P J. 2017. Landscape patterns

- of marsh wetlands in Zoigê Plateau in 2007 and 2016 and Change. *Wetland Science*, 15(4): 522-525 (甄硕, 董李勤, 郑茹敏, 姚鹏举. 2017. 2007年和2016年若尔盖高原沼泽湿地景观格局及变化. *湿地科学*, 15(4): 522-525) [DOI: 10.13248/j.cnki.wetlandsci.2017.04.007]
- Zheng X M, Ding Y L, Zhao K, Jiang T, Li X F, Zhang S Y, Li Y Y, Wu L L, Sun J, Ren J H and Zhang X X. 2014. Estimation of vegetation water content from Landsat 8 OLI data. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 34(12): 3385-3390 (郑兴明, 丁艳玲, 赵凯, 姜涛, 李晓峰, 张世轶, 李洋洋, 武黎黎, 孙建, 任建华, 张宣宣. 2014. 基于Landsat 8 OLI数据的玉米冠层含水量反演研究. *光谱学与光谱分析*, 34(12): 3385-3390) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2014)12-3385-06]
- Zhi C, Wu W T and Su H. 2022. Mapping the intertidal wetlands of Fujian Province based on tidal dynamics and vegetational phenology. *National Remote Sensing Bulletin*, 26(2): 373-385 (智超, 吴文挺, 苏华. 2022. 潮汐和植被物候影响下的潮间带湿地遥感提取. *遥感学报*, 26(2): 373-385) [DOI: 10.11834/jrs.20210586]

Accurate identification of inland wetland dynamic range under water level fluctuation

LUO Ming, GONG Zhaoning, ZHANG Yuan

1. College of Resources, Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China;
2. Key Laboratory of 3D Information Acquisition and Application of Ministry, Beijing 100048, China;
3. Beijing Key Laboratory of Resources Environment and GIS, Beijing 100048, China

Abstract: The accurate identification of the wetland dynamic range is the basis for the protection and restoration of the wetland ecosystem. To maximize the advantages of high timeliness and large-scale repeated observation of remote sensing technology and in consideration of the characteristics of high spatial heterogeneity and high temporal dynamics of wetlands, all Landsat OLI time series image datasets available for Google Earth Engine were used to study the accurate identification of inland wetland dynamic range under water level fluctuation.

Three typical inland wetlands were selected as research areas on the basis of the genetic factors and the hydrological factors of wetlands. In combination with the diagnostic characteristics of mature wetlands, i.e., hygrophite and wet soil, the combination of water-wetness indices for defining wetland scope was selected. Image composition was used to determine the high and low water levels in one year. A modified fuzzy C-means algorithm was proposed to reduce the spatial heterogeneity of wetland background and improve the contrast and distinction between wetland and nonwetland boundaries. The maximum between-class variance (OTSU) was selected to determine the adaptive threshold of wetland disinflation boundary and then combined with the superposition rules of the water-wetness index dynamic combination scheme to identify wetlands within one year. Finally, a set of accurate identification technology of wetland dynamic range based on the “Elements-Index-Threshold” technology System (EITS) was constructed.

Typical inland wetlands, such as the Guanting Reservoir, the Zoige wetland, and the Poyang Lake wetland, were selected as experimental areas to verify the applicability and accuracy of the set of technology system. Results showed that the extraction accuracy of wetland range was higher than 94%, and the Kappa coefficient was greater than 0.88.

This research improves the accuracy and efficiency of wetland spatiotemporal dynamic range identification, hoping to provide effective support for long-term and large-scale wetland dynamic monitoring and mapping.

Key words: remote sensing, defining the dynamic range of wetland, water-wetness index, dynamic process, water level fluctuation, time series data set, inland wetland

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 41971381)