

利用光学和SAR遥感数据的若尔盖湿地植被分类与变化监测

明義森, 刘启航, 柏荷, 黄昌

西北大学 陕西省地表系统与环境承载力重点实验室, 西安 710127

摘要: 湿地植被在固碳过程中扮演重要角色。作为高寒湿地生态系统的典型代表, 若尔盖湿地的植被分类与变化监测对于研究其碳汇功能具有重要意义。光学遥感和微波遥感在植被监测中各有其优缺点, 因此本研究提出结合 Sentinel-2 光学数据和 Sentinel-1 合成孔径雷达 SAR (Synthetic Aperture Radar) 数据的若尔盖湿地植被分类与变化监测方法。基于动态时间归整算法 DTW (Dynamic Time Warping) 提取 Sentinel-1 SAR 数据的时间序列物候特征, 结合 Sentinel-2 多光谱数据的光谱特征, 以 2020 年实地获取的植被样本及使用样本迁移得到的 2017 年样本, 通过随机森林算法分别对两个时期的若尔盖湿地植被进行分类并对其变化进行分析。研究表明: (1) 结合 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据, 充分发挥各自多时相、多光谱的优势对若尔盖湿地植被进行分类得到可靠的分类结果, 总精度达到了 97.43%, Kappa 系数为 0.96。 (2) 基于样本迁移原理, 本研究通过将 2020 年实地采集的样本迁移至 2017 年, 解决了历史时期实地样本不可得的问题, 并针对 SAR 数据的特点提出基于 DTW 的样本迁移方法, 顺利实现了 2017 年的植被分类过程。 (3) 通过对 2017 年—2020 年植被变化进行分析, 发现近年来若尔盖湿地植被总体变化不大, 演变类别以恢复演替为主, 约占研究区面积的 7%。

关键词: 遥感, 变化监测, 样本迁移, SAR, 湿地植被分类, 若尔盖

中图分类号: P2

引用格式: 明義森, 刘启航, 柏荷, 黄昌. 2023. 利用光学和 SAR 遥感数据的若尔盖湿地植被分类与变化监测. 遥感学报, 27(6): 1414–1425
Ming Y S, Liu Q H, Bai H and Huang C. 2023. Classification and change detection of vegetation in the Ruorgai Wetland using optical and SAR remote sensing data. National Remote Sensing Bulletin, 27(6): 1414–1425 [DOI: 10.11834/jrs.20221767]

1 引言

湿地含有丰富的有机碳资源, 与其他土壤碳库相比具有面积小但储量大的特点 (Davidson and Janssens, 2006)。植被是湿地生态系统的重要组成部分之一, 是湿地碳固持的重要角色, 其生长变化能反应湿地系统发展的成熟程度 (田应兵, 2005)。因此, 植被的分类与制图是监测湿地生态系统变化的关键环节 (van der Putten, 1997)。湿地系统在空间分布上具有不均匀性和复杂性的特点, 随着旱季与雨季的交替, 湿地具有季节性变化或者年变化的动态特征, 所以及时、准确的监测湿地植被类型的分布和变化是一个挑战。

若尔盖地区发育有丰富的湿地, 其泥炭资源丰富、碳储量巨大 (田应兵, 2005)。在若尔盖地区, 土壤碳储量与含水量分布规律总体一致, 含水量越高, 土壤有机碳储量越高 (Lee 等, 2009), 同时, 土壤含水量也影响着不同类型植被的生长。因此, 若尔盖湿地植被的空间分布一定程度上能反映其碳固持能力的空间分异, 对于研究中国甚至全球碳循环有非常重要的意义。

遥感技术为湿地植被的分类与变化监测提供了先进、高效的手段。光学遥感数据直观、易获取和处理, 能有效识别湿地植被 (童庆禧 等, 1997)。Sun 等 (2021) 基于 Sentinel-2 的时间序列影像对湿地植被进行分类, 实现了较高的分类精度。但

收稿日期: 2021-12-03; 预印本: 2022-04-09

基金项目: 国家重点研发计划 (编号: 2017YFC0404302); 陕西省自然科学基金 (编号: 2021JM-314)

第一作者简介: 明義森, 研究方向为遥感与 GIS 应用。E-mail: mys@stumail.nwu.edu.cn

通信作者简介: 黄昌, 研究方向为遥感和 GIS 应用。E-mail: changh@nwu.edu.cn

是,受云等天气条件限制,Sentinel-2影像的时间序列往往不够完整。受影像质量限制,张磊等(2019)通过综合一年内的多幅 Sentinel-2 图像,成功提取了黄河三角洲湿地信息。合成孔径雷达 SAR (Synthetic Aperture Radar),作为先进的微波遥感手段,具有穿透性强、全天时、全天候的特点,有完整的时间序列数据。SAR 已经被证实能对湿地植被的分类以及变化监测提供帮助(White 等, 2015),如 Tsyganskaya 等(2018)使用 Sentinel-1 SAR 时间序列数据对湿地植被分类。但是 SAR 遥感图像仅能反映地物的后向散射特征,无法准确实现地物对象的识别和分类(Bourgeau-Chavez 等, 2016)。因此,结合光学遥感与 SAR 遥感,有望发挥各自的优势,更好地对湿地植被进行分类与制图。目前,利用机器学习算法结合光学与雷达遥感数据在遥感图像分类方面已得到广泛应用,其中随机森林算法被认为是分类精度最高的算法之一(Tian 等, 2016; Franklin 等, 2018; 刘瑞清 等, 2021)。Ruiz 等(2021)结合 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据使用随机森林算法成功实现亚热带湿地植被物种的分类,Slagter 等(2020)从 Sentinel-1 SAR 和 Sentinel-2 多光谱的时间序列数据提取特征对南非 Lucia 湿地植被进行分类,但没有充分发挥 Sentinel-1 SAR 数据多时相的特点。动态时间归整算法 DTW (Dynamic Time Warping) 是一种时间序列分析算法,可以计算两个时间序列间的相似性以辅助分类,特别适合对植被及农作物等具有物候特征地物的分类。

训练样本是遥感图像监督分类的关键,决定了分类质量的好坏。由于大部分实地观测样本是在特定时间获得的,而湿地植被可能会随着时间变化而发生改变,这对需要基于多期遥感影像进行分类的植被变化监测带来了困难。Huang 等(2020)提出了一种自动训练样本迁移的方法,通过测量参考光谱与目标光谱的光谱相似度和光谱距离对 1990 年—2010 年的训练样本像素的变化状态进行检测和识别,取得很好的效果。样本迁移的理论使得我们能在训练样本有限的情况下稳定分类,减少了样本采集方面付出的精力、成本,为快速的湿地植被分类制图,尤其是时间和空间尺度上训练样本不可得条件下的植被分类,提供了有效方法(Gong 等, 2019)。Yan 和 Niu (2021)利用样本迁移方法对青藏高原湿地类型进行分类,表明样本集的迁移可

以快速获取准确的湿地样本集,为时间序列、多时相的湿地制图的研究奠定了基础。

因此,本文基于 Sentinel-1 SAR 影像的时间序列数据与 Sentinel-2 光学影像数据,充分发挥光学影像多光谱的优势和 SAR 不受天气条件限制便于构建完整时间序列的优势,利用 2020 年实地获得的高分辨率无人机样本,并使用样本迁移方法将其迁移至 2017 年,借助 Google Earth Engine (GEE) 平台,通过随机森林算法对若尔盖湿地 2017 年和 2020 年湿地植被进行分类,并对期间的植被类型变化进行检测和评估。

2 研究区和数据

2.1 研究区

若尔盖湿地(33°00'N—34°10'N, 101°40'E—103°20'E)是中国 3 大湿地之一,横跨甘肃省和四川省,包含四川省若尔盖县、红原县、阿坝县、松潘县以及甘肃省的玛曲县、碌曲县(刘红玉和白云芳, 2006)(图 1),是中国特有的高原湿地和高寒湿地生态系统的典型代表。研究区内湿地面积约 4400 km²。若尔盖高原湿地平均海拔 3400—3900 m,素有黄河“蓄水池”之称,是黄河上游地区重要的水源涵养地。若尔盖湿地植被主要可以分为 3 类:沼泽植被、沼泽化草甸植被、草甸植被(田应兵, 2005)(表 1)。

2.2 数据

2.2.1 无人机野外实地调查数据

在 2020 年 7 月利用大疆 Mavic 2 无人机在若尔盖湿地内选取典型样区进行航摄,现场天气状况良好,晴空无云,风速较小。飞机飞行高度控制在 100 m 左右。将获得的无人机航空图像利用 Pixel4D 软件进行处理,最终生成 0.5 m 分辨率,含红、绿、蓝 3 个可见光波段的正射影像。结合现场观察与照片,利用目视解译对这些正射影像中的植被类型进行判读,共获得 4428 个样本点,其中草甸植被 1337 个、沼泽化草甸植被 1296 个,沼泽植被 1795 个。将其随机划分,60% 作为训练样本集,40% 作为测试集。

2.2.2 哨兵 1 号卫星影像

哨兵 1 号卫星(Sentinel-1)搭载了 C 波段合

成孔径雷达，其入射角稳定，便于基于同一轨道数据开展多时相的研究。在GEE平台上获取了2017年和2020年相同轨道高分辨率IW模式降轨双极化（VV+VH）数据，共104幅。这些图像已经

进行过预处理（包括热噪声去除、辐射校准等），并且在GEE平台上使用3×3 Sigma Lee滤波器（Lee等，2009）进行平滑处理。

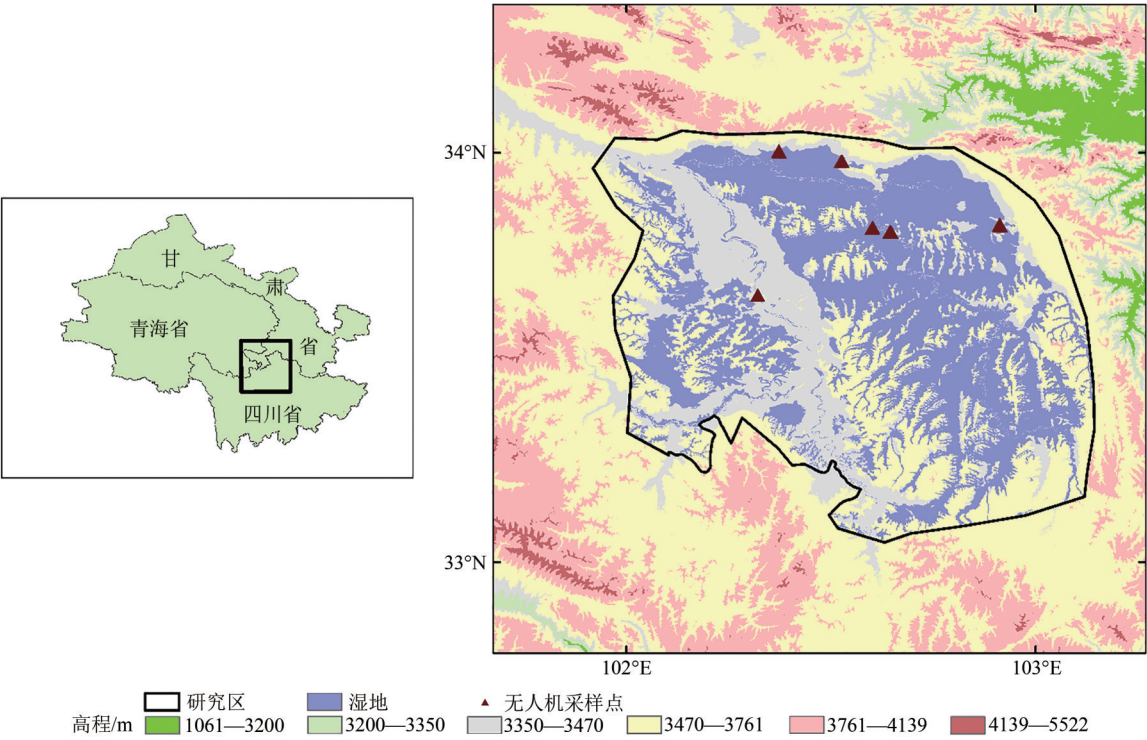


图1 研究区范围(湿地范围来自于Mao等(2020))
Fig.1 Study area (Wetland extent was from Mao et al.(2020))

表1 若尔盖湿地植被类型及主要种类
Table 1 Vegetation types and main species of Zoige Wetland

植被类型	生长环境	主要种类
草甸植被	地面潮湿	披碱草、中华羊茅、二裂委陵菜等
沼泽化草甸植被	临时性积水	四川蒿草、藏蒿草、华扁穗草等
沼泽植被	常年积水或季节性积水	毛果苔草、水田茅、木里苔草等

2.2.3 哨兵2号卫星影像

在GEE平台上筛选出哨兵2号卫星（Sentinel-2）在2017年和2020年云量比例小于8%的全波段幅影像，这些影像是经过正射校正和几何精校正的产品。利用Sentinel-2的质量检查波段进行去云处理，分别合成2017年和2020年无云全波段中值影像。

3 研究方法

基于无人机影像目视解译得到训练样本集，

提取训练样本集在2017年和2020年的光谱信息和时间序列后向散射特征，在光谱相似性样本迁移的理论基础上，将2020年的植被样本迁移到2017年。首先，选择Sentinel-2的植被红边波段、近红外波段、短波红外波段作为光谱特征；然后，基于DTW算法计算3种若尔盖湿地植被在一年内Sentinel-1影像VV、VH波段的时间序列相似度作为微波特征集。根据Mao等（2020）发布的中国湿地地图确定研究区湿地范围，利用随机森林算法对2017年和2020年的湿地植被进行分类并用混淆矩阵、Kappa系数等评价分类精度。最后，对2017年—2020年湿地植被的变化进行监测。流程图如图2所示。

3.1 构建光学—微波特征集

3.1.1 构建光学特征集

Amani等（2017）发现红边波段对于湿地植被分类的精度至关重要，这主要是因为该波段的反

射率与植被生物参数, 如叶绿素含量和植被的水分含量等 (Mutanga 等, 2012) 关系密切。此外, 短波红外波段、近红外波段也能有效提高湿地植被分类精度, 常用于湿地植被分类 (Bajgain 等,

2015; Mobasheri 和 Amani, 2016)。因此本文选取了 Sentinel-2 的 1 个近红外波段 (B8)、2 个短波红外波段 (B11、B12) 以及 4 个植被红边波段 (B5、B6、B7、B8A) 共 7 个波段作为光学特征集。

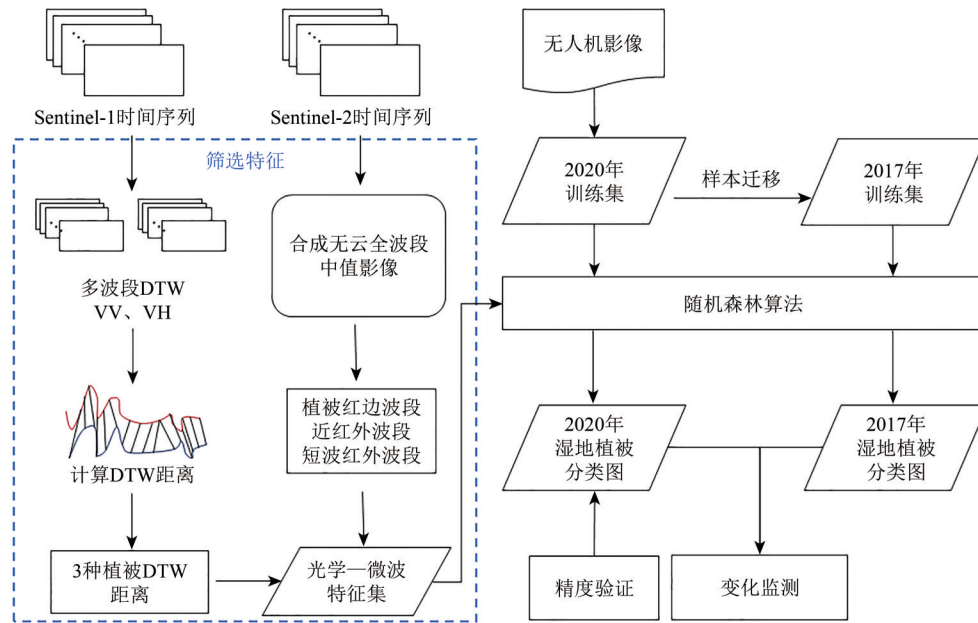


图2 研究方法流程图

Fig.2 Work flow of this study

3.1.2 构建微波特征集

由于若尔盖湿地植被一般从4月中下旬开始返青, 10月份进入普遍枯黄期。因此本文筛选出2020年4月—11月的全部 Sentinel-1 影像, 提取3种植被类型样本点的后向散射强度平均值, 通过其在一年内不同时间 VV、VH 波段变化表示3种植被类型的物候特征 (图3)。沼泽化草甸植被 VV、VH 波段的后向散射强度在一年内全部时期均大于草甸植被且变化趋势相同。与草甸植被和沼泽化草甸植被相比, 沼泽植被的后向散射强度在一年内的波动较大, 这与它的生理环境有关。沼泽植被处于常年积水或季节性积水的环境, 当沼泽植被冠层下水分的增加, 它的后向散射强度也会增加 (Kasischke 等, 1997)。而植被冠层下水分因降雨影响会有较大的波动, 这使得沼泽植被年内向后散射强度变化起伏较大。因此, 由 SAR 影像构成的物候特征能在一定程度上反映不同植被类型之间的差异, 提高植被类别间的可分性。本研究以样本点时间变化曲线为参考, 利用 DTW 算法计算待分类像元与样本曲线之间的距离。

DTW 算法是将一个参考的时间序列与一个未知的的时间序列进行比较, 计算两个时间序列之间的距离 (Maus 等, 2016), 一般使用欧氏距离度量两个时间序列之间的相似性, 计算公式为

$$d_{\text{base}(ij)} = |u_i - v_j| \quad (1)$$

式中, $u_i \in U (i=1, 2, \dots, n)$, $v_j \in V (j=1, 2, \dots, m)$, $U = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}$ 和 $V = \{v_1, v_2, \dots, v_m\}$ 分别是长度为 n 和 m 的时间序列, 然后用 $n \times m$ 的矩阵 $D_{\text{base}} = (d_{\text{base}}(u_i, v_j))_{n \times m}$ 存储。最后计算矩阵 D 的最小距离递归和得到 DTW 距离, 公式为

$$d_{i,j} = d_{\text{base}(ij)} + \min \{d_{i-1,j}, d_{i-1,j-1}, d_{i,j-1}\} \quad (2)$$

3.2 样本迁移

由于野外无人机观测实验开展于2020年, 无法获得2017年的训练样本。因此, 借鉴 Huang 等 (2020) 的样本迁移方法, 将2020年的训练样本迁移至2017年使用, 作为其分类的训练集和验证的测试集。图像的光谱特征是分类的主要依据, 当两个样本的光谱变化较小时, 可以认为样本的类型没有发生变化, 光谱的变化程度用参考样本与

目标样本间的欧氏距离和角距离度量。在光谱空间中, 每一个像素对应一个多维光谱向量, 即计算两个向量间的欧氏距离和角距离。欧氏距离 ED (Euclidean Distance) 越大代表差异程度越大, 如式 (3) 所示, 但 ED 对亮度值比较敏感。光谱角

距离 (SAD) 是指两个光谱向量间的夹角的余弦 (式 (4))。SAD 越大代表相似度越高。当 SAD 等于 1 时代表两个样本完全没有差异。与欧氏距离不同, 角距离对亮度不敏感, 即当亮度值增加或者减少时, 角距离保持不变, 可以突出光谱的特征。

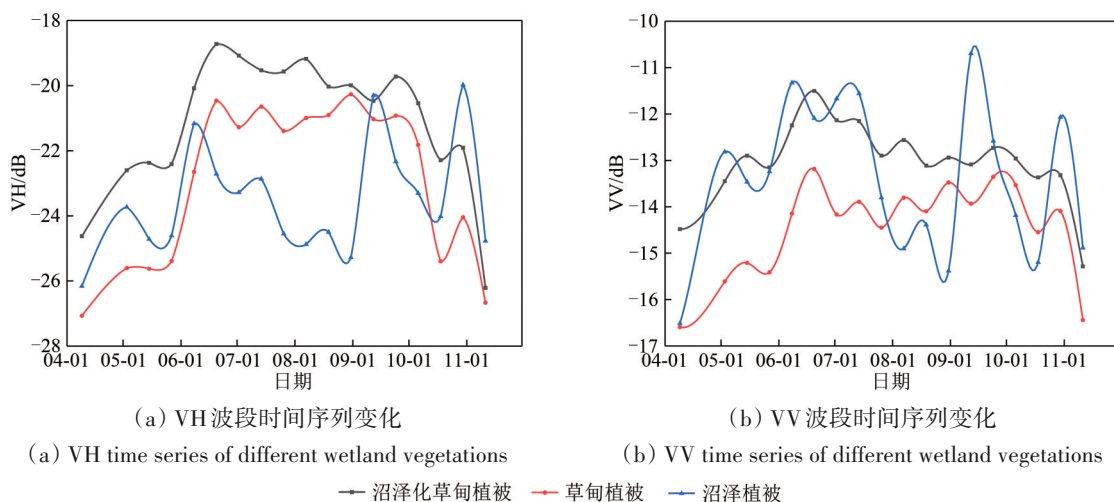


图3 3种植被类型一年内后向散射强度时间序列变化

Fig.3 Time series changes of backscattering intensity for three types of vegetation within one year

$$ED = \sqrt{\sum_{i=1}^N (X_{i(t1)} - Y_{i(t2)})^2} \quad (3)$$

$$SAD = \frac{\sum_{i=1}^N X_{i(t1)} Y_{i(t2)}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N X_{i(t1)}^2 \sum_{i=1}^N Y_{i(t2)}^2}} \quad (4)$$

式中, X , Y 为参考光谱与目标光谱, N 为总波段数。

3.3 随机森林算法

基于 2020 年的原始训练样本和迁移得到的 2017 年训练样本, 本研究使用随机森林算法分别基于 2017 年和 2020 年所构建的光学—微波特征集数据进行植被分类, 获得 2017 年和 2020 年若尔盖地区湿地植被分类结果。随机森林是基于 bagging 框架的决策树模型的一种机器学习算法。与单一分类器相比, 它更准确, 对噪声的反应更好 (Breiman, 2001)。随机森林中的每个分类器是通过随机有放回地从训练集中抽取训练样本进行训练而生成的。

随机森林算法采用信息熵和信息增益作为确定特征选取顺序的依据 (Hssina 等, 2014)。信息熵指的是信息的混乱程度, 即熵的值越大, 信息

越混乱。信息增益 $Gain(p, T)$ 计算所有样本数据的类的混合程度以及决策树的任意位置, 它定义了检验特征 T 和位置 P 的增益。我们可以使用 $Gain(p, T)$ 对全部特征进行排序, 并构建决策树, 其中每个节点的位置是根据尚未考虑的特征中具有最高信息增益的那个特征决定的。一个随机森林由一组分类器组成, 每个分类器对数据做出投票, 最后将得票最高的类别分配。以无人机影像获得的测试集为参考, 利用混淆矩阵、总体精度、用户精度、生产者精度、Kappa 系数来评价分类结果的精度 (吉海彦 等, 2019)。

4 结果与讨论

4.1 2020 年植被分类结果及精度评价

2020 年若尔盖湿地植被分类结果如图 4 所示, 其中河流湖泊结果是从 Mao 等 (2020) 数据集中获取。湿地植被在研究区分布广泛, 沼泽植被大面积生长在研究区的东部, 沼泽化草甸植被和草甸植被呈现普遍的分布状态。在近河床区域主要生长着沼泽化草甸植被和草甸植被, 而沼泽植被较少, 与野外实地观察结果一致如图 4 (I) 所示。在图 4 (II), 3 种植被分布从边缘到中心呈带

状分布，草甸植被、沼泽化草甸植被分布在边缘而湿地植被生长在中心区域。这可能与局部水文条件、泥炭层厚度有关；离湖泊近的区域沼泽植

被面积较大，而沼泽化草甸植被、草甸植被一般离湖泊较远（图4（Ⅲ））。

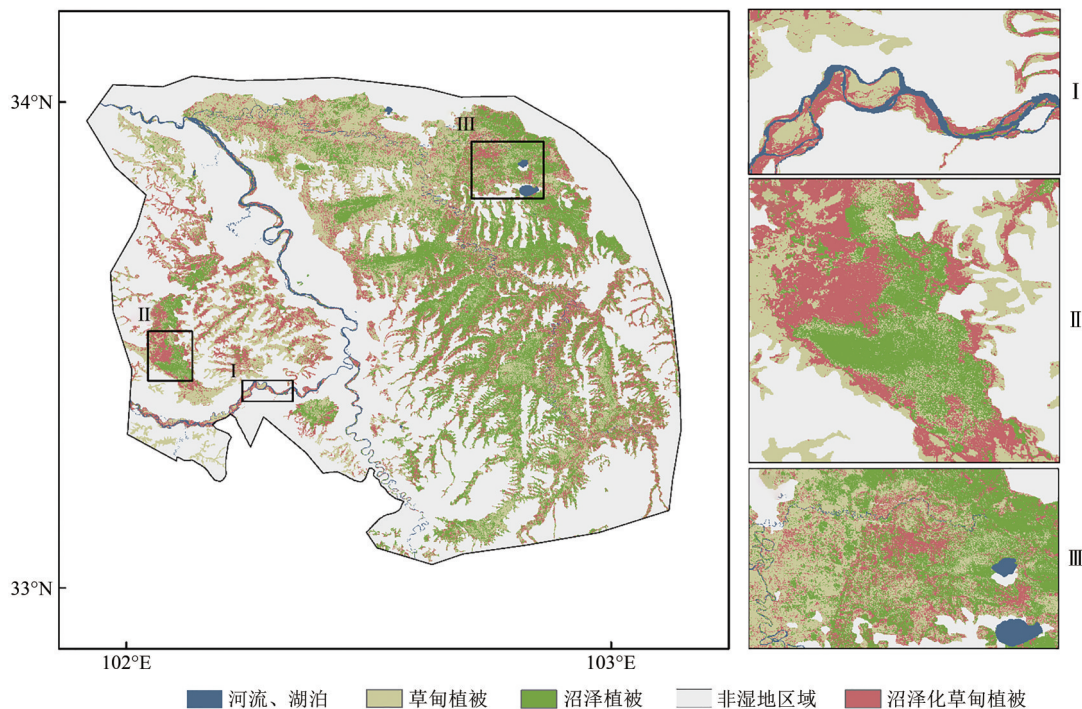


图4 2020年若尔盖植被分类图

Fig.4 Ruogai vegetation classification map in 2020

表2混淆矩阵可知，2020年的植被分类总精度达到了97.43%，Kappa系数为0.96。其中沼泽化草甸植被的分类精度较差，与草甸植被与沼泽植被都出现了一定程度的混分。这是由沼泽化草甸

的特性导致的。沼泽化草甸作为过渡性植被类型，它的光谱特征与其他两种植被相似，因此容易出现混分。

表2 2020年植被分类精度评价

Table 2 Evaluation of vegetation classification accuracy in 2020

	草甸植被	沼泽化草甸植被	沼泽植被	使用者精度/%
草甸植被	484	6	8	96.41
沼泽化草甸植被	12	330	4	97.92
沼泽植被	6	1	847	98.60
生产者精度/%	97.18	95.37	99.18	

4.2 采用样本迁移的2017年植被分类结果

根据样本迁移原理，以2020年影像为参考，2017年影像为目标，计算参考光谱与目标光谱之间距离以评价参考年份与目标年份样本的相似性。本研究中，样本迁移分为两个方面，首先，基于光谱相似性的光学特征样本迁移，计算参考光谱与目标光谱间的欧氏距离和角距离评价参考年份与目标年份样本的光谱相似度（图5（a），图5（b））。

其次，基于DTW的微波特征样本迁移，计算目标年份与参考年份VV、VH波段时间序列数据的DTW距离以评价样本点在目标年份与参考年份的相似度（图5（c），图5（d））。最后，将两个迁移结果取交集，得到2017年的植被样本集。

本研究参考Huang等（2020）的方法，结合研究区训练样本的统计数据，配合Google Earth高分辨率影像及无人机影像等，通过选定适当的阈值保留光谱变化较小的样本进行迁移。最终确定，

对于样本的光学特征 $ED < 0.40$ 且 $SAD > 0.93$ ，同时微波特征满足 VV 波段 DTW 距离 < 30 且 VH 波段 $DTW < 35$ 样本点认定为满足迁移条件，认定为可迁移样本，共 3480 个。其中有 1078 个草甸植被样

本、793 个沼泽化草甸样本和 1609 个沼泽植被样本。将所有可迁移样本随机划分，其中 60% 作为训练集，40% 作为验证集。

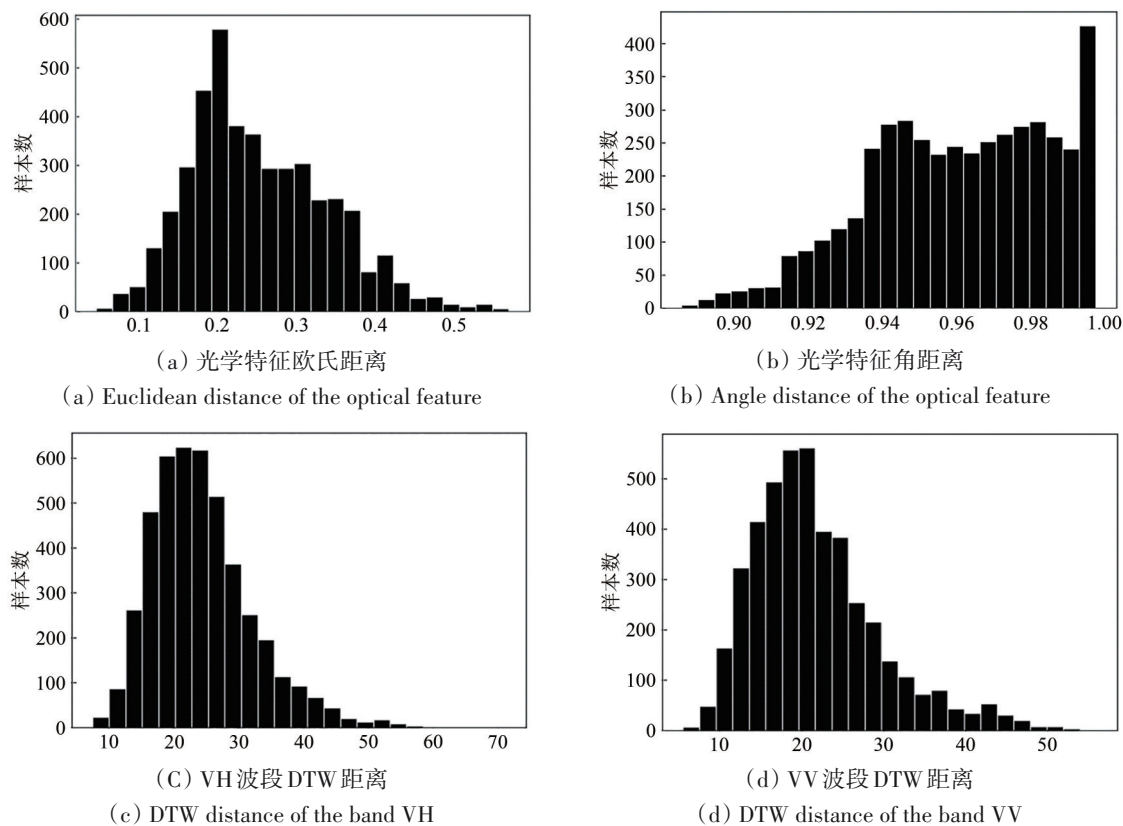


图5 目标样本与参考样本相似性评价
Fig.5 Evaluation of the similarity between the target sample and the reference sample

样本迁移能快速解决多时相分类中训练样本有限的问题，减少采集样本的成本与精力。图6以核密度曲线的形式展示了样本迁移前后样本在光学、微波特征的分布变化，发现样本数据在全部特征的分布中都有一定程度的集中。在3种植被类型中，沼泽植被核密度曲线变化最大，特别是在红边波段与基于DTW计算的VV波段；而草甸植被和沼泽化草甸植被变化不明显。样本迁移后去除了光谱变化较大，具有差异明显的样本点，保证了样本的纯净度。

利用随机森林方法，基于迁移样本中的训练集进行2017年若尔盖植被类型进行分类，混淆矩阵如表3所示，总体精度达96.84%，Kappa系数为0.95。分类结果如图7，植被类型分布规律总体与2020年相似。

4.3 2017年—2020年若尔盖湿地植被变化评估

沼泽植被处于常年积水或季节性积水中，它是3种植被类型中土壤含水率最高的，与另外两种植被相比，它的变化对湿地初级生产力、固碳能力有重要影响。对沼泽植被变化的评估能够反映若尔盖湿地的退化、恢复情况。将沼泽植被演变为沼泽化草甸植被、草甸植被的过程定义为退化演替过程；而草甸植被、沼泽化草甸演变为沼泽植被的过程定义为恢复演替过程（唐艳梅等，2021）。

依据演替方向进行分类得到2017年—2020年植被演替变化图（图8）。研究区内大部分湿地植被保持原本类型没有发生变化，尤其是在河流附近（图8（I）），草甸、沼泽化草甸植被类型变化很少，这可能由于河流有较好排水性，保持附近土壤含水量在一定水平，使得植被没有发生演替；恢复演替主要发生在大面积生长着沼泽植被的附近，尤

其是沼泽植被分布的边缘地区（图8（Ⅱ））；湖泊周围有大面积的恢复演替发生（图8（Ⅲ）），这可能与湖泊水位变化有关；而退化演替在研究区内普遍发生，这可能与降雨、降水年变化有关。

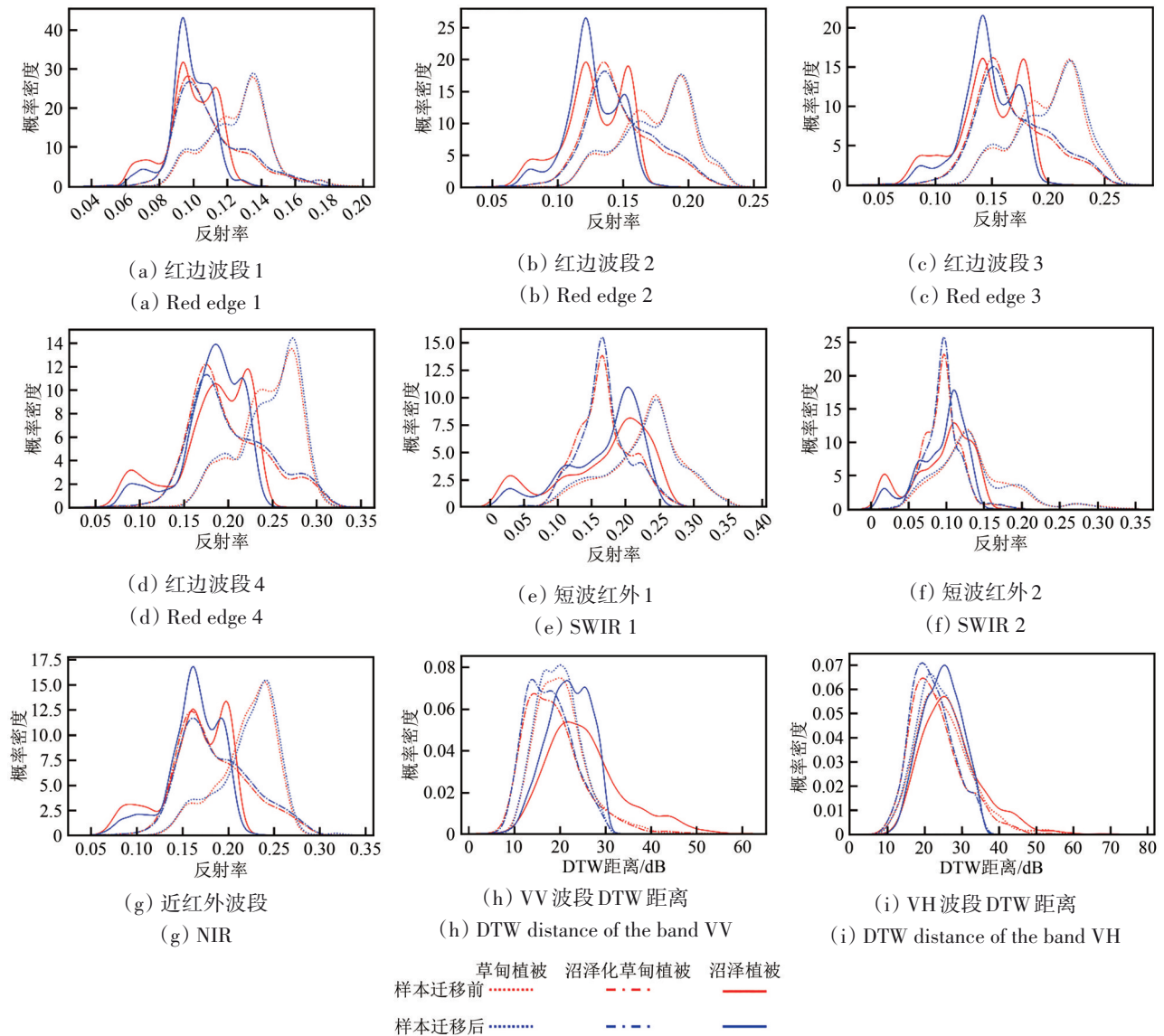


图6 样本迁移前后样本核密度曲线变化

Fig.6 The change of kernel density estimation after the migration of training samples

表3 2017年植被分类精度评价

Table 3 Evaluation of vegetation classification accuracy in 2017

	草甸植被	沼泽化草甸植被	沼泽植被	使用者精度/%
草甸植被	419	4	4	98.13
沼泽化草甸植被	1	318	2	99.07
沼泽植被	19	14	611	94.88
生产者精度/%	95.44	94.64	99.02	

对退化、恢复演替区域的面积进行统计发现（图8中直方图），植被退化演替区域约100.17 km²（占湿地总面积的2%），而被恢复演替区域面积约为331.89 km²（占湿地总面积的

7%）。若尔盖湿地植被在近年来没有发生较大变化，发生变化的区域中，恢复演替面积大于退化演替面积，说明若尔盖湿地系统近年来呈向好趋势。

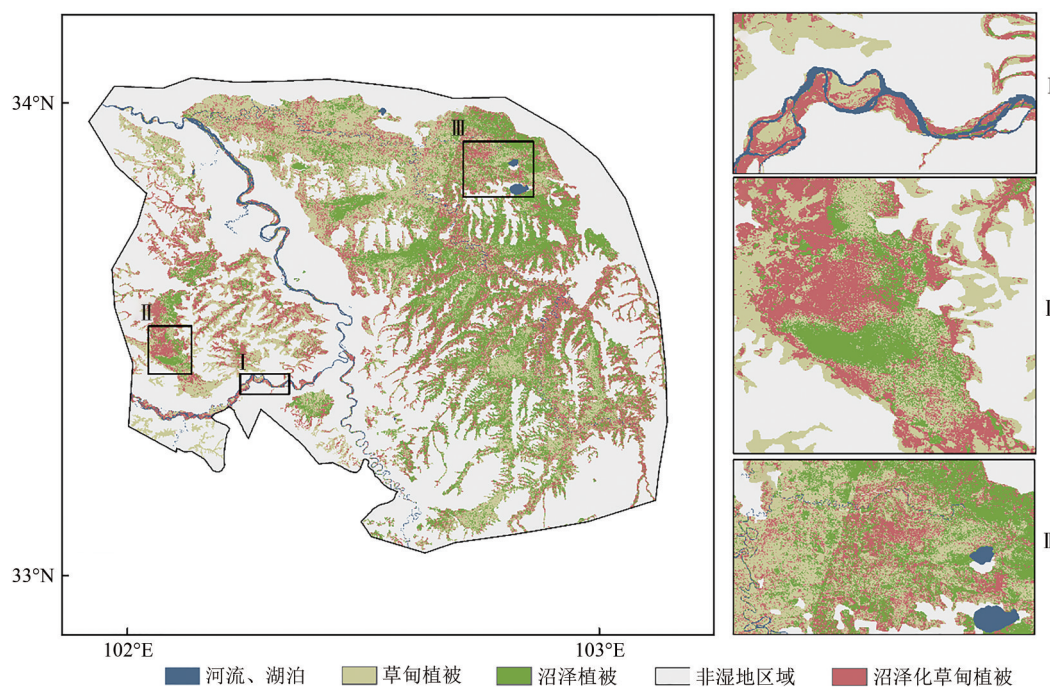


图7 2017年若尔盖植被分类图

Fig.7 Ruoergai vegetation classification map in 2017

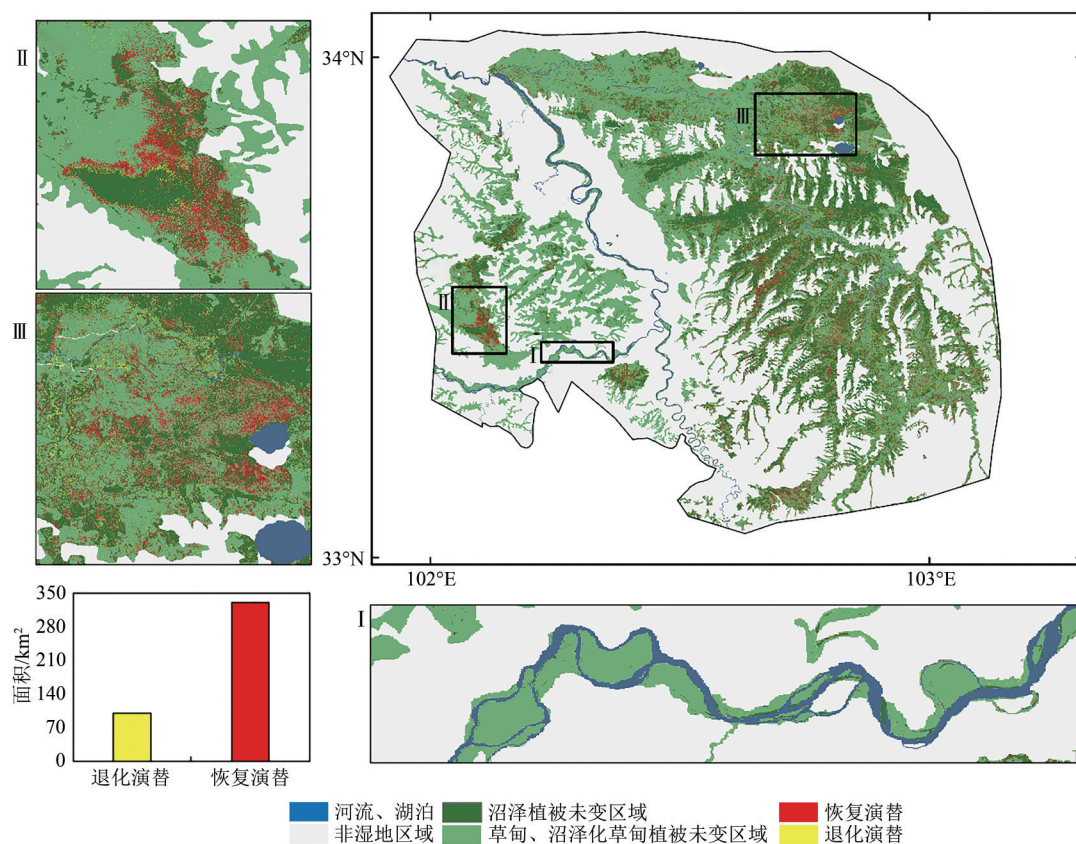


图8 沼泽植被变化分布((I)、(II)、(III)是沼泽植被变化代表性区域。左下角直方图表示发生退化演替与恢复演替的面积。其中红色代表恢复演替,黄色代表退化演替)

Fig.8 Distribution of wetland vegetation change ((I), (II), and (III) are the zoom-in areas of swamp vegetation change. The histogram in the lower left corner shows the areas of degeneration and restoration. The red represents the restoration, and the yellow represents the degeneration)

5 结 论

本文通过从2020年实地获得的高分辨率无人机数据中提取训练样本,并将其迁移至2017年,利用随机森林方法结合Sentinel-2光学数据与Sentinel-1 SAR数据对若尔盖湿地植被进行分类,最终分别得到2020年和2017年的湿地植被分类图,并进一步开展植被变化监测和湿地植被退化/恢复分析,得到以下结论:

(1) 研究发现3种湿地植被的后向散射值一年内变化曲线具有可分性,说明SAR特征的引入有利于3种植被类型的识别。结合Sentinel-2光学影像和Sentinel-1 SAR对若尔盖湿地主要的3种湿地植被进行分类,可以发挥前者多光谱的优势和后者时间序列完整的特点,分类总体精度达到97.43%,Kappa系数为0.96。(2) 引入样本迁移思想,解决了在变化监测研究中特定时刻获取的样本数据无法直接应用到其他时刻的问题。本研究通过将2020年实地采集的样本迁移至2017年,解决了历史时期实地样本不可得的问题,顺利实现了2017年的植被分类过程。(3) 通过对2017年—2020年若尔盖湿地植被类型变化进行分析,发现在河流附近生长的草甸、沼泽化草甸植被变化较少,而在沼泽植被分布的边缘地区是恢复演替发生的主要区域。总体上,若尔盖湿地近年来植被类型变化不大,变化的部分主要以恢复演替为主。

需要注意的是,虽然从训练样本的生产、方法的使用与结果的验证等方面进行了严格的质量控制和评价,本文的分类结果不可避免仍存在一定的不确定性。比如,在通过高分辨率的无人机影像进行目视解译获得训练样本的时候,可能引入一定的误差;在样本迁移设置迁移规则的时候,也有可能对迁移后的样本带入一些误差。这类误差都将直接给最终的分类结果带来不确定性。此外,为了充分使用优质遥感数据,本研究选用最高分辨率可达10 m的Sentinel-1和Sentinel-2数据,这也使得我们的研究时段局限于2017年—2020年。事实上,本文所使用的方法亦可应用于其它光学和SAR数据,如Landsat和JERS,以实现更长时间尺度的湿地植被变化监测。

志 谢 感谢欧洲航天局(ESA)免费公开的哨兵1号和哨兵2号数据,使得本研究得以顺利开展。

参考文献(References)

- Amani M, Salehi B, Mahdavi S, Granger J and Brisco B. 2017. Wetland classification in Newfoundland and Labrador using multi-source SAR and optical data integration. *GIScience and Remote Sensing*, 54(6): 779-796 [DOI: 10.1080/15481603.2017.1331510]
- Bajgain P, Rouse M N, Bulli P, Bhavani S, Gordon T, Wanyera R, Njau P N, Legesse W, Anderson J A and Pumphrey M O. 2015. Association mapping of North American spring wheat breeding germplasm reveals loci conferring resistance to Ug99 and other African stem rust races. *BMC Plant Biology*, 15: 249 [DOI: 10.1186/s12870-015-0628-9]
- Bourgeau-Chavez L L, Endres S, Powell R, Battaglia M J, Benscoter B, Turetsky M, Kasischke E S and Banda E. 2016. Mapping boreal peatland ecosystem types from multitemporal radar and optical satellite imagery. *Canadian Journal of Forest Research*, 47(4): 545-559 [DOI: 10.1139/cjfr-2016-0192]
- Breiman L. 2001. Random forests. *Machine Learning*, 45(1): 5-32 [DOI: 10.1023/A:1010933404324]
- Davidson E A and Janssens I A. 2006. Temperature sensitivity of soil carbon decomposition and feedbacks to climate change. *Nature*, 440(7081): 165-173 [DOI: 10.1038/nature04514]
- Franklin S E, Skeries E M, Stefanuk M A and Ahmed O S. 2018. Wetland classification using Radarsat-2 SAR quad-polarization and Landsat-8 OLI spectral response data: a case study in the Hudson Bay Lowlands Ecoregion. *International Journal of Remote Sensing*, 39(6): 1615-1627 [DOI: 10.1080/01431161.2017.1410295]
- Gong P, Liu H, Zhang M N, Li C C, Wang J, Huang H B, Clinton N, Ji L Y, Li W Y, Bai Y Q, Chen B, Xu B, Zhu Z L, Yuan C, Suen H P, Guo J, Xu N, Li W J, Zhao Y Y, Yang J, Yu C Q, Wang X, Fu H H, Yu L, Dronova I, Hui F M, Cheng X, Shi X L, Xiao E J, Liu Q F and Song L C. 2019. Stable classification with limited sample: Transferring a 30-m resolution sample set collected in 2015 to mapping 10-m resolution global land cover in 2017. *Science Bulletin*, 64(6): 370-373 [DOI: 10.1016/j.scib.2019.03.002]
- Hssina B, Merbouha A, Ezzikouri H and Erritali M. 2014. A comparative study of decision tree ID3 and C4.5. *International Journal of Advanced Computer Science and Applications*, 4: 13-19 [DOI: 10.14569/SpecialIssue.2014.040203]
- Huang H B, Wang J, Liu C X, Liang L, Li C C and Gong P. 2020. The migration of training samples towards dynamic global land cover mapping. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 161: 27-36 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.01.010]
- Ji H Y, Ren Z Q and Rao Z H. 2019. Discriminant analysis of millet from different origins based on hyperspectral imaging technology. *Spectroscopy and Spectral Analysis*, 39(7): 2271-2277 (吉海彦, 任占奇, 饶震红. 2019. 基于高光谱成像技术的不同产地小米判别分析. *光谱学与光谱分析*, 39(7): 2271-2277) [DOI: 10.3964/j.issn.1000-0593(2019)07-2271-07]
- Kasischke E S and E S Bourgeau-Chavez L L. 1997. Monitoring South

- Florida wetlands using ERS-1 SAR imagery. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 63(3): 281-291
- Lee J S, Wen J H, Ainsworth T L, Chen K S and Chen A J. 2009. Improved sigma filter for speckle filtering of SAR imagery. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 47(1): 202-213 [DOI: 10.1109/TGRS.2008.2002881]
- Liu H Y and Bai Y F. 2006. Changing process and mechanism of wetland resources in Ruorgai Plateau, China. Journal of Natural Resources, 21(5): 810-818 (刘红玉, 白云芳. 2006. 若尔盖高原湿地资源变化过程与机制分析. 自然资源学报, 21(5): 810-818) [DOI: 10.3321/j.issn:1000-3037.2006.05.015]
- Liu R Q, Li J L, Sun C, Sun W W, Cao L D and Tian P. 2021. Classification of Yancheng coastal wetland vegetation based on vegetation phenological characteristics derived from Sentinel-2 time-series. Acta Geographica Sinica, 76(7): 1680-1692 (刘瑞清, 李加林, 孙超, 孙伟伟, 曹罗丹, 田鹏. 2021. 基于 Sentinel-2 遥感时间序列植被物候特征的盐城滨海湿地植被分类. 地理学报, 76(7): 1680-1692) [DOI: 10.11821/dlxb202107008]
- Mao D H, Wang Z M, Du B J, Li L, Tian Y L, Jia M M, Zeng Y, Song K S, Jiang M and Wang Y Q. 2020. National wetland mapping in China: a new product resulting from object-based and hierarchical classification of Landsat 8 OLI images. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 164: 11-25 [DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2020.03.020]
- Maus V, Câmara G, Cartaxo R, Sanchez A, Ramos F M and de Queiroz G R. 2016. A time-weighted dynamic time warping method for land-use and land-cover mapping. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 9(8): 3729-3739 [DOI: 10.1109/JSTARS.2016.2517118]
- Mobasheri M R and Amani M. 2016. Soil moisture content assessment based on Landsat 8 red, near-infrared, and thermal channels. Journal of Applied Remote Sensing, 10(2): 026011 [DOI: 10.1117/1.JRS.10.026011]
- Mutanga O, Adam E and Cho M A. 2012. High density biomass estimation for wetland vegetation using WorldView-2 imagery and random forest regression algorithm. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 18: 399-406 [DOI: 10.1016/j.jag.2012.03.012]
- Ruiz L F C, Guasselli L A, Simioni J P D, Belloli T F and Fernandes P C B. 2021. Object-based classification of vegetation species in a subtropical wetland using Sentinel-1 and Sentinel-2A images. Science of Remote Sensing, 3: 100017 [DOI: 10.1016/j.srs.2021.100017]
- Slagter B, Tsendbazar N E, Vollrath A and Reiche J. 2020. Mapping wetland characteristics using temporally dense Sentinel-1 and Sentinel-2 data: a case study in the St. Lucia wetlands, South Africa. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 86: 102009 [DOI: 10.1016/j.jag.2019.102009]
- Sun C, Li J L, Liu Y X, Liu Y C and Liu R Q. 2021. Plant species classification in salt marshes using phenological parameters derived from Sentinel-2 pixel-differential time-series. Remote Sensing of Environment, 256: 112320 [DOI: 10.1016/j.rse.2021.112320]
- Tang Y M, Ma W W, Li G, Xu G R, Zhang Y, Pan P X, Song L C, Long Y C and Chang W H. 2021. Variations of soil organic nitrogen fractions during degradation succession in the Gahai Wetland, Northwest China. Chinese Journal of Applied Ecology, 32(11): 4077-4084 (唐艳梅, 马维伟, 李广, 徐国荣, 张悦, 潘平新, 宋良翠, 龙永春, 常文华. 2021. 杂海湿地退化演替过程中土壤有机氮组分的变化特征. 应用生态学报, 32(11): 4077-4084) [DOI: 10.13287/j.1001-9332.202111.035]
- Tian S H, Zhang X F, Tian J and Sun Q. 2016. Random forest classification of wetland landcovers from multi-sensor data in the arid region of Xinjiang, China. Remote Sensing, 8(11): 954 [DOI: 10.3390/rs8110954]
- Tian Y B. 2005. The vegetation type and its distribution regularity under different habitats in Ruorgai Plateau. Journal of Yangtze University (Natural Science Edition), 2(2): 1-5 (田应兵. 2005. 若尔盖高原湿地不同生境下植被类型及其分布规律. 长江大学学报 (自然科学版), 2(2): 1-5) [DOI: 10.3969/j.issn.1673-1409-C.2005.02.001]
- Tong Q X, Zheng L F, Wang J N, Wang X J, Dong W D, Hu Y M and Dang S X. 1997. Study on imaging spectrometer remote sensing information for wetland vegetation. Journal of Remote Sensing, 1(1): 50-57 (童庆禧, 郑兰芬, 王晋年, 王向军, 董卫东, 胡远满, 党顺行. 1997. 湿地植被成像光谱遥感研究. 遥感学报, 1(1): 50-57) [DOI: 10.11834/jrs.19970108]
- Tsyganskaya V, Martinis S, Marzahn P and Ludwig R. 2018. Detection of temporary flooded vegetation using sentinel-1 time series data. Remote Sensing, 10(8): 1286 [DOI: 10.3390/rs10081286]
- van der Putten W H. 1997. Die-back of *Phragmites australis* in European wetlands: an overview of the European research programme on reed die-back and progression (1993-1994). Aquatic Botany, 59(3-4): 263-275 [DOI: 10.1016/S0304-3770(97)00060-0]
- White L, Brisco B, Dabboor M, Schmitt A and Pratt A. 2015. A collection of SAR Methodologies for monitoring wetlands. Remote Sensing, 7(6): 7615-7645 [DOI: 10.3390/rs70607615]
- Yan X and Niu Z G. 2021. Reliability evaluation and migration of wetland samples. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 14: 8089-8099 [DOI: 10.1109/JSTARS.2021.3102866]
- Zhang L, Gong Z N, Wang Q W, Jin D D and Wang X. 2019. Wetland mapping of Yellow River Delta wetlands based on multi-feature optimization of Sentinel-2 images. Journal of Remote Sensing, 23(2): 313-326 (张磊, 宫兆宁, 王启为, 金点点, 汪星. 2019. Sentinel-2 影像多特征优选的黄河三角洲湿地信息提取. 遥感学报, 23(2): 313-326) [DOI: 10.11834/jrs.20198083]

Classification and change detection of vegetation in the Ruorgai Wetland using optical and SAR remote sensing data

MING Yisen, LIU Qihang, BAI He, HUANG Chang

*Shaanxi Key Laboratory of Earth Surface System and Environmental Carrying Capacity, Northwest University,
Xi'an 710127, China*

Abstract: Wetland vegetation plays an important role in the process of carbon sequestration. As a typical alpine wetland ecosystem, the Ruorgai wetland has been attracting increasing attention due to its carbon sink function, which makes the classification and change detection of its vegetation coverage crucial.

This study aims to present a method for mapping the vegetation of the Ruorgai wetland and monitor its change by integrating Sentinel-2 optical data and Sentinel-1 Synthetic Aperture Radar (SAR) data, taking advantage of their respective advantages.

We utilize the spectral characteristics of Sentinel-2 MSI data and adopt the dynamic time warping algorithm to extract the time-series phenological characteristics of Sentinel-1 SAR data; in this manner, different wetland vegetations can be differentiated easily. The random forest algorithm was used to combine both data for classifying wetland vegetation types. In-site samples obtained by UAV in 2020 are used and migrated to 2017 to train and validate the classification results.

The classification results have an overall accuracy of 97.43% and a Kappa coefficient of 0.96. Vegetation in the Ruorge wetlands remains overall unchanged from 2017 to 2020, with the changed area exhibiting a recovery trend (~7% of the total area).

On the basis of the principle of sample migration, this study solved the problem in which the field samples were not available in the historical period. By combining Sentinel-1 and Sentinel-2 data, their respective multitemporal and multispectral advantages were fully exploited to obtain reliable classification results.

Key words: remote sensing, change detection, training sample migration, SAR, wetland vegetation classification, Zoige wetland

Supported by National Key Research and Development Program (No. 2017YFC0404302); Natural Science Basic Research Program of Shaanxi (No. 2021JM-314)