doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2020.07.025

基于随机森林的高寒湿地地区土地覆盖遥感分类方法

侯蒙京 殷建鹏 葛 静 李元春 冯琦胜 梁天刚

(兰州大学草地农业生态系统国家重点实验室/兰州大学农业农村部草牧业创新重点实验室/

兰州大学草地农业教育部工程研究中心/兰州大学草地农业科技学院,兰州 730020)

摘要:高寒湿地是青藏高原典型独特的生态系统,是全球气候变化的敏感地带和预警区。利用遥感技术快速、准确 地分类提取高寒湿地的土地覆盖信息,对当地生态安全监测和保护具有重要意义。本文以若尔盖湿地国家级自然 保护区为研究区,首先,以高分一号(GF-1)遥感影像为数据源,融合光谱特征、水体指数、地形特征、植被指数和纹 理信息等 26 个变量进行随机森林(Random forest, RF)分类实验;然后,根据袋外数据(Out of bag, OOB)的特征变 量重要性得分和精度评价结果,选出高寒湿地地区土地覆盖类型的最优分类方案和特征;最后,对特征变量进行降 维,并基于相同的变量,采用极大似然法(Maximum likelihood classification, MLC)、支持向量机(Support vector machine, SVM)、人工神经网络(Artificial neural network, ANN)和 RF等方法进行分类,比较不同方法的优适性。结 果表明:结合 GF-1影像光谱、水体、植被、纹理特征和地形信息,使用 26 个变量的 RF 模型的分类精度最高,总体 精度(Overall accuracy, OA)为90.07%,Kappa 系数为0.86;通过 RF 模型的变量重要性分析可以有效选出重要的 特征信息,在降低特征变量维度的同时,还能保证较高的分类精度;4 种分类方法中,RF 算法是高寒湿地地区较合 适的分类方法,OA 比 MLC 基准方法高 17.63 个百分点,比 SVM 和 ANN 等机器学习算法分别高 6.98、6.56 个百 分点。

关键词:高寒湿地;土地覆盖;随机森林;特征选择;遥感;分类 中图分类号:S127;P237 文献标识码:A 文章编号:1000-1298(2020)07-0220-08



Land Cover Remote Sensing Classification Method of Alpine Wetland Region Based on Random Forest Algorithm

HOU Mengjing YIN Jianpeng GE Jing LI Yuanchun FENG Qisheng LIANG Tiangang

(State Key Laboratory of Grassland Agro-ecosystems; Key Laboratory of Grassland Livestock Industry Innovation, Ministry of Agriculture and Rural Affairs; Engineering Research Center of Grassland Industry, Ministry of Education; College of Pastoral Agriculture Science and Technology, Lanzhou University, Lanzhou 730020, China)

Abstract: Alpine wetland is a typical and unique ecosystem in the Qinghai – Tibet Plateau, which is considered as a sensitive zone and early warning area of global climate change. Using remote sensing technology to extract land cover information of alpine wetland more quickly and accurately is of great significance to the monitoring and protection of local ecological security. Firstly, taking Zoige Wetland National Nature Reserve as the study area and GF - 1 remote sensing image as the data source, the random forest (RF) classification experiments were carried out based on 26 variables, including spectral characteristics, water index, topography feature, vegetation index and texture information. Then, through the out of bag (OOB) feature variable importance score and accuracy evaluation results, the optimal classification scheme and characteristics of land cover types in the alpine wetland region were selected. Finally, the feature variables were dimensionally reduced, and based on the same variables, the maximum likelihood classification (MLC), support vector machine (SVM), artificial neural network (ANN) and RF were used to classify, and the applicability of different methods was compared. The

作者简介: 侯蒙京(1994—),男,博士生,主要从事草地农业遥感与地理信息系统研究,E-mail: houmj17@ lzu.edu.cn

收稿日期: 2019-10-28 修回日期: 2019-11-19

基金项目: 国家重点研发计划项目(2017YFC0504801)、国家自然科学基金项目(31672484)、现代农业产业技术体系建设专项资金项目(CSRS-34)、中国工程院重点咨询项目(2020-X2-29)、长江学者和创新团队发展计划项目(IRT_17R50)和中央高校基本科研业务费 专项资金项目(lzujbky-2020-kb29)

通信作者:梁天刚(1967-),男,教授,博士生导师,主要从事草地农业资源与环境遥感研究, E-mail: tgliang@ lzu. edu. cn

results showed that combining with the spectral characteristics, water and vegetation index, texture feature of GF - 1 image and topography information, the RF model with 26 variables reached the highest classification accuracy, the overall accuracy (OA) was 90.07%, and the Kappa coefficient was 0.86. Using the variable importance analysis of RF model, important feature information could be effectively selected. Based on the importance analysis of RF model, the important feature information accuracy was ensured. Among the four classification methods, RF algorithm was the most ideal one at present, OA was 17.63 percentage points higher than that of MLC, and 6.98 percentage points and 6.56 percentage points higher than those of SVM and ANN respectively. The RF classification method combined with multiple remote sensing information and feature selection can quickly and efficiently classify the land cover types of alpine wetland region, providing a quick and feasible technical means for the monitoring of local alpine wetland.

Key words: alpine wetlands; land cover; random forest; feature selection; remote sensing; classification

0 引言

高寒湿地是生物多样性的重要基础地带和高寒湿地生态系统的典型代表,主要分布在我国的青藏高原东部,其中以若尔盖地区面积最大、最为原始^[1-4]。随着城市化进程的加剧、人口数量的剧增以及全球气候变化,近30年来青藏高原湿地总面积减少了2970.31 km^{2[5-6]}。高寒湿地正面临着萎缩和退化的严重危机,给当地生态安全和生产生活带来巨大的威胁^[7]。因此,迫切需要采用先进的技术和方法对高寒湿地地区进行持续有效的监测,为保护和管理湿地资源提供科学依据。

随着遥感技术的发展,湿地的监测更加趋于快速、高效和大尺度^[8-9]。从研究方法来看,基于遥感的湿地信息提取和分类方法主要包括人工目视解译和计算机自动分类。目视解译对解译者的判读经验有很高的要求,且耗费大量的时间和精力,不宜作为独立的分类方法^[10]。监督分类和非监督分类方法提高了湿地的分类速度,其中极大似然法(Maximum likelihood classification,MLC)的精度最高,逐渐成为自动分类的基准方法^[10-11]。随着机器学习算法在遥感影像分类中的应用普及,决策树(Decision tree,DT)、支持向量机(Support vector machine,SVM)、人工神经网络(Artificial neural network,ANN)等方法在湿地分类研究中不断趋于成熟,这些方法各有优势,分类效果一般优于MLC法^[12-16]。

近几年,随机森林(Random forest,RF)作为一种较新的机器学习算法,因其运算速度快、分类精度高、对噪声数据不敏感等优势在遥感信息自动提取领域获得了良好效果^[17]。吴静等^[18]基于多时相Sentinel-2A影像,采用RF算法对景泰县农作物进行分类,总体精度达到86.2%;陈元鹏等^[19]结合MESMA和RF算法,对山丘区土地覆盖信息进行分数提取,精度可达90.50%;WU等^[20]利用GF-2影

像和机载激光雷达数据(Airborne LiDAR data),对 城市建筑用地进行 RF 分类,Kappa 系数达到 0.93。 尽管 RF 算法已经成功应用于农作物、城市和山地 等区域的土地覆盖信息分类提取中,但在湿地研究 中尚不多见,尤其是在高寒湿地生态系统中的应用 鲜见报道。进入 21 世纪以来,各国对地观测系统不 断完善。从数据源来看,遥感影像逐渐突破通道数 量、空间分辨率、时间分辨率以及宽幅的限制^[21]。 高分一号(GF-1)是我国高分辨率对地观测系统重 大专项的首颗民用卫星,具有空间分辨率较高、成像 宽幅大、获取成本低等优点^[22]。GF-1影像在高寒 湿地分类的应用价值仍有待进一步挖掘。

本文根据高寒湿地地区土地覆盖类型的分布特 点构建光谱、水体、地形、植被和纹理 5 种分类特征, 利用 RF 算法的变量重要性分析选出分类精度达到 最高时的特征变量,并进行分类,兼顾分类精度和工 作效率两方面选出分类精度较高、且变量数尽可能 少的特征,并利用 RF、MLC、SVM、ANN 共 4 种方法 进行分类。旨在探索 RF 方法和 GF - 1 数据在高寒 湿地分类中应用的可行性,寻找分类的最佳方案,以 期为高寒湿地保护区的动态监测提供高效的手段。

1 研究区与数据源

1.1 研究区概况

本研究区为若尔盖湿地国家级自然保护区, 位于青藏高原东北端,隶属于四川省若尔盖县,位 于 $102^{\circ}9' \sim 102^{\circ}59'E, 33^{\circ}25' \sim 34^{\circ}00'N 之间,平$ $均海拔约 3 500 m,总面积达 1.67 × <math>10^3$ km²。研究 区属于高原亚寒带半湿润大陆性季风气候,冬季 较长夏季极短,寒冷干燥,日照时间长,大部分地 区年均气温在0~2°C,年降水量为600~ 800 mm^[23]。该地区分布着世界上面积最大的高原 泥炭沼泽,是青藏高原高寒湿地生态系统的典型 代表^[23]。参照 WANG 等^[24]和武高洁等^[25]的分类 体系和研究结果,将研究区的土地覆盖类型划分 为高寒草地、沼泽湿地、河流湖泊湿地、沙化地、建 设用地和裸岩共6类。研究区位置及其GF-1影 像如图1所示。



Fig. 1 Location of study area and its GF-1 image

1.2 遥感数据及预处理

2016 年 7 月 15 日覆盖研究区 GF - 1 影像共两 景(下载地址:http://www.rscloudmart.com/),质量 良好,无云。GF - 1 多光谱影像主要参数如表 1 所 示^[26]。将同时期空间分辨率为 15 m 的 Landsat8 OLI 全色波段(PAN)影像作为参照,对 GF - 1 影像 进行正射校正。经过辐射定标、大气校正、镶嵌和裁 剪等处理,得到待分类的影像。

表 1 GF-1 WFV 传感器主要参数 Tab.1 Main parameters of GF-1 WFV sensor

| 载荷 | 波段 | 光谱范围/μm | 分辨率/m |
|--------|--------------------|---------------|-------|
| WFV | 蓝波段 - B(Band1) | 0.45 ~ 0.52 | 16 |
| | 绿波段-G(Band2) | 0. 52 ~ 0. 59 | 16 |
| | 红波段 - R(Band3) | 0.63~0.69 | 16 |
| | 近红外波段 – NIR(Band4) | 0.77~0.89 | 16 |
| 重访周期/d | 4 | | |

1.3 样本点选取

在大量实地调查的基础上,并参考同时期 Google Earth影像,利用 ArcGIS 10.2 在 GF-1 影像 上选择和生成样本。考虑到样本均衡性,样本数量 按照各地物类型的面积占比所设置。由于建设用地 的混淆程度较大,适当增加了其样本数。最终共选 择了 18 650 个像元作为样本数据(高寒草地9031 个、沼泽湿地5 628 个、河流湖泊湿地867 个、沙化 地889 个、建设用地1283 个、裸岩952 个)。

2 研究方法

2.1 研究思路

对影像完成各项预处理后,首先构建分类特征, 包括指数计算、灰度共生矩阵计算、缨帽变换(KauthThomas transformation, K-T)和地形分析等,得到分 类所需的各类特征集;然后利用 RF 算法进行特征 变量重要性分析、特征选择并开展分类和精度评价; 最后利用选定的特征,比较不同方法对高寒湿地土 地覆盖类型分类效果。图2为研究思路的具体技术 流程。



Fig. 2 Flow chart of technical route

2.2 分类特征构建

本文选取了光谱信息、遥感指数、纹理信息、缨 帽变换成分和地形等共 26 个分类变量。光谱特征 为 GF-1 影像输出的 4 个波段。基于波段运算得 到 8 个指数,包括水体指数和植被指数。

缨帽变换通过对原始数据进行正交变换,去除 各波段之间的冗余信息,且变换后前3个分量成为 有重要物理意义的参数,可被用于湿地信息的分类 与提取^[27]。参照王帅等^[28]的方法,对 GF-1 影像 进行缨帽变换,输出的前3个分量位亮度指数 (Brightness index,BI)、绿度指数(Green index,GI) 和湿度指数(Wetness index,WI)作为本研究的分类 特征。

地形特征是对高寒地区土地覆盖类型分类的重要指标。本文使用的 DEM 为空间分辨率 30 m 的 ASTER GDEM V2 数据集,来自地理空间数据云 (http://www.gscloud.cn/)。将其重采样为 16 m, 与 GF-1 数据进行匹配。利用 ArcGIS 10.2 软件和 DEM 数据进行地形分析,得到坡度(SLOPE)和坡向 (ASPECT)。

郑淑丹等^[29]研究表明纹理信息在一定程度上可以提高分类精度。在 ENVI 5.3 中,选用 3 × 3 移

动窗口,利用灰度共生矩阵(Grey level co-occurrence matrix, GLCM)计算影像 8 种纹理特征(对比度、相关性、差异性、熵、同质性、均值、二阶矩和方差),得到 4 个波段的 32 个纹理特征变量。由于这些纹理特征变量存在较高的相关性,利用主成分变换(PCA)进行降维,最终选择前 8 个主成分(GLCM_1 ~ GLCM_8)作为纹理特征变量。

湿地是分布在陆地与水体之间且兼具水文、土 壤和植被特征的生态系统。青藏高原地区高海拔的 地势、适宜的地形和高原气候为高寒湿地的发育提 供了条件^[7]。因此,本文依据高寒湿地地区土地覆 盖类型的分布特点,构建了光谱、水体、地形、植被和 纹理共5种类型的分类特征。各特征变量的名称、 计算方式和描述如表2所示。

表 2 分类特征变量 Tab.2 Classification feature variables and their introduction

| 特征名称 | 名称缩写 | 计算方法或描述 |
|-------------|--|---|
| 波段 | Band | Band1、Band2、Band3 和 Band4 |
| 归一化水体指数 | NDWI | NDWI = (GREEN - NIR) / (GREEN + NIR) |
| 湿度指数 | WI | 缨帽变换第3分量 |
| 海拔 | DEM | ASTER GDEM V2 数据集 |
| 坡度 | SLOPE | ASTER GDEM V2 数据集 |
| 坡向 | ASPECT | ASTER GDEM V2 数据集 |
| 归一化差异植被指数 | NDVI | NDVI = (NIR - RED) / (NIR + RED) |
| 差值植被指数 | DVI | DVI = NIR - RED |
| 比值植被指数 | RVI | RVI = NIR/RED |
| 红色植被指数 | RI | RI = (RED - BLUE) / (RED + BLUE) |
| 转换型植被指数 | TVI | $TVI = \sqrt{NDVI + 0.5}$ |
| 归一化差异绿度指数 | NDGI | NDGI = (BLUE - RED) / (BLUE + RED) |
| 修改型土壤调整植被指数 | MSAVI | $MSAVI = [2NIR + 1 - \sqrt{(2NIR + 1)^2 - 8(NIR - RED)}]/2$ |
| 亮度指数 | BI | 缨帽变换第1分量 |
| 绿度指数 | GI | 缨帽变换第2分量 |
| 灰度共生矩阵 | CL CM | GLCM_1\GLCM_2\GLCM_3\GLCM_4\GLCM_5\ |
| | GLUM | GLCM_6、GLCM_7 和 GLCM_8 |
| | 特征名称 波段 归一化水体指数 湿度指数 海拔 坡度 坡向 归一化差异植被指数 差值植被指数 比值植被指数 红色植被指数 红色植被指数 有一化差异绿度指数 修改型土壤调整植被指数 亮度指数 绿度指数 | 特征名称 名称缩写 波段 Band 归一化水体指数 NDWI 湿度指数 WI 湿度指数 WI 海拔 DEM 坡度 SLOPE 坡向 ASPECT 均一化差异植被指数 NDVI 差值植被指数 RVI 生值植被指数 RVI 红色植被指数 RI 转换型植被指数 TVI 归一化差异绿度指数 NDGI 修改型土壤调整植被指数 BI 绿度指数 GI 灰度共生矩阵 GLCM |

2.3 随机森林算法

RF 算法是由多棵分类与回归树 (Classification and regression tree, CART)构成的非参数机器学习算 法。该算法可有效地运行大量数据集,并处理数千 个输入变量^[19]。在学习阶段,首先从观测数据中选 择多个样本,然后从每个样本中构建大量的分类树。 对于树中的每个节点,先从所有特征中随机选取 M_{trr}个特征,根据基尼系数进行分裂测试并找到最优 特征。在经过上述取样、建树的 N_{tree}次重复后,最终 建成含有 N_{tree} 棵分类树的随机森林^[20]。研究表明, M_{try}通常设置为输入变量总数的平方根^[30]。N_{tree}参 数值上限一般设置为1000,大量研究已证明该值对 许多 RF 程序有效^[31]。本文 N_{tree} 设置为 1 000, M_{tre} 为输入特征变量的平方根。此外,在抽样过程中,随 机选择一部分样本分割分类树的每个节点,剩下未 被抽取的样本被称为袋外(Out of bag, OOB)数据。 利用大约 37% 的 OOB 数据进行分类结果的精度评 价以及计算不同特征变量的重要性^[32]。

3 结果与分析

3.1 变量重要性分析和特征选择

RF 算法可以对特征变量的重要程度和贡献进

行分析评价,在提高模型精度的同时减少数据的冗 余和处理工作量。图 3 是通过随机森林 OOB 误差 分析得到的特征变量重要性分布,重要性得分越高, 说明该变量对分类结果的影响和贡献就越大。可以 看出:Band4、BI、GLCM_1、DEM、NDGI 和 RI 变量的 重要性得分均超过6,排序最靠前。由于研究区的 主要地物类型是高寒湿地,而水分信息在近红外波 段(Band4)特征性较强、吸收强度较高,对分辨潮湿 土壤以及从植被中区分水体等方面具有很好的效 果。亮度指数(BI)可以有效反映土壤反射信息,对 研究区沙化地、建设用地和裸岩等亮度指数较高的 地物类型能较好的识别。纹理特征对于河流、湖泊、 沼泽斑块和道路等形状轮廓明显的地方的提取发挥 了重要的作用。研究区内沼泽湿地多分布在排水不 畅的低洼之地,且呈现出随着海拔的升高,面积逐渐 减少的趋势,因而 DEM 的重要性较高。NDGI 和 RI 等植被指数对高寒草地的探测与识别较敏感,重要 性也排在前列。此外,与湿地关系密切的湿度指数 (WI)在高寒湿地土地覆盖的分类中贡献也较大,由 于 WI 反映了地面的水分条件,在水体信息丰富的 沼泽湿地以及河流湖泊湿地的提取中发挥着较重要 的作用。归一化水体指数(NDWI)的重要性得分处





于中等水平。NDWI 能最大限度地抑制植被的信息,突出水体,可以区分一部分混淆的高寒草地与沼 泽湿地。

GLCM_3~GLCM_8 的重要性得分较低,原因可 能是经过主成分分析,排序靠后的纹理特征分量包 含的原始信息较少。由于坡度和坡向是基于地形分 析得到,与原始 DEM 相关性较高,因此参与分类的 贡献度较低。

为了确定到达最佳分类精度时所用到的特征类型和变量个数,按照变量重要性和数量依次从1~26进行 RF 分类,利用 OOB 数据的验证集建立混淆矩阵,对分类结果进行评价。评价指标包括生产者精度(Producer accuracy, PA)、用户精度(User accuracy, UA)、总体分类精度(Overall accuracy, OA)和 Kappa 系数。由图 4 可知,影像分类精度在变量个数从1~5时显著升高,OA和 Kappa 系数分别达到 87.10%和0.81。其中,当加入 DEM 特征变量时,对整体分类精度的提高影响较大,OA和 Kappa 系数比加入前提高了7.49个百分点和0.10。特征



变量数达到7时,即伴随着湿度指数的加入,分类精 度有阶段性的提升,OA达到了88.16%。分类的特 征变量数从8开始,精度总体呈上升趋势,但并不明 显。最终在26个变量全部参与分类时,RF模型的 结果达到最优,OA和Kappa系数分别为90.07%和 0.86。

3.2 基于特征选择的 RF 分类结果

通过以上分析可知,综合光谱、水体、地形、植被 和纹理特征的 RF 模型精度最高,但所用到的特征 数量较多。通过变量重要性分析对特征做出选择, 将贡献度和重要性较小的变量予以剔除,在降低变 量维度的同时,又能保证较高的分类精度,进而减少 模型运算时间,提高了工作效率。

基于各个变量重要性的排序进行特征选择,分 别选取精度达到较高时的最少特征数量、全部特征 数量的一半以及达到最优分类结果的特征数量进行 进一步评价(表3)。由图5可以看出,沼泽湿地、高 寒草地和河流湖泊湿地的 PA 和 UA 在6种地物类 型中处于较高的水平,且3种特征选择方式的分类 精度差距不大。说明使用所选特征和 RF 算法对高 寒湿地地区主要土地覆盖类型的分类表现比较稳定。

表 3 基于特征选择的 RF 分类结果比较 Tab.3 Comparison of RF classification results based on feature selection

| 分类方案 | 特征选择 | 特征变量数 | 0A/% | Kappa 系数 |
|------|---|-------|-------|----------|
| RF_1 | Band4 \BI\GLCM_1 \DEM | 4 | 85.95 | 0.80 |
| RF_2 | Band4、BI、GLCM_1、DEM、NDGI、RI、WI、Band2、DVI、GI、GLCM_2、Band3、NDWI | 13 | 88.68 | 0.84 |
| RF_3 | 全部特征 | 26 | 90.07 | 0.86 |

通过直观目视解译并对比原始影像可发现,3种 分类制图结果整体效果较好(图6)。由图6可知, 沼泽湿地饱满均一,斑块边界分明;湖泊湿地轮廓清 晰,形状规则;河流湖泊湿地和建设用地分布连续; 裸岩和沙化地提取较为完整。

3.3 不同分类方法的结果对比

以上分析可知,最少使用 Band4、BI、GLCM_1 和 DEM 等4 个特征变量进行 RF 分类,可以达到兼顾 分类精度和工作效率的效果。为了评估 RF 模型的 分类效果与性能,基于同样的样本数据,选择对分类 影响和贡献最大的前4个变量(Band4、BI、GLCM_1 和 DEM),使用 MLC、SVM 和 ANN 方法对研究区进 行分类并与 RF 算法作对比,记为 RF_1、MLC_1、 SVM_1、ANN_1。

由表4可知,相同特征下的4种分类方法中, RF分类结果精度最高,OA和 Kappa 系数分别为



图 6 RF 各方法分类结果



表 4 各种方法分类结果精度评价 Tab.4 Accuracy evaluation of classification results by various methods

| 分类方法 | OA/% | Kappa 系数 |
|-------|-------|----------|
| RF_1 | 85.95 | 0.80 |
| MLC_1 | 68.32 | 0.58 |
| SVM_1 | 78.97 | 0.72 |
| ANN_1 | 79.39 | 0.71 |

85.95% 和 0.80, 比 SVM 和 ANN 方法分别高出 6.98、6.56 个百分点和 0.08、0.09。MLC 方法的 分类效果最差, OA 仅为 68.32%, Kappa 系数 0.58。说明 RF 算法比 MLC、SVM 和 ANN 方法更 能有效地提取高寒湿地土地覆盖信息,具有很好 的适用性。

4 结论

(1)针对高寒湿地地区的土地覆盖分类问题,通 过使用筛选出的特征,比较了 RF 和 MLC、SVM、ANN 等分类方法的性能,结果表明:RF 算法的分类精度高 于 SVM 和 ANN 等机器学习算法,且显著高于 MLC 基准方法,是高寒湿地地区较适合的分类方法。

(2)建立了一种结合 GF-1 影像光谱信息、水体特征、植被特征、地形特征和纹理信息的最优 RF 分类模型,实现了对高寒湿地地区土地覆盖信息的分类, OA 达到了 90.07%, Kappa 系数为 0.86。

(3)利用 RF 的变量重要性分析方法,可以有效 地选择出地物最重要的特征信息,在大大降低特征 变量维度的同时,仍能保持较高的分类精度,从而缩 短了模型运算处理时间,有效提高了工作效率。

参考文献

- LIU G, ZHANG L, ZHANG Q, et al. Spatio-temporal dynamics of wetland landscape patterns based on remote sensing in yellow river delta, China [J]. Wetlands, 2014, 34(4): 787 - 801.
- [2] 吕金霞,蒋卫国,王文杰,等.基于移动窗口法雄安新区湿地景观演变及其与人为干扰间的关系[J].国土资源遥感, 2019,31(2):140-148.

LÜ Jinxia, JIANG Weiguo, WANG Wenjie, et al. Wetland landscape evolution and its relation to human disturbance in Xiong'an New Area based on the moving window method [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2019, 31(2): 140 - 148. (in Chinese)

[3] 崔丽娟,何亚平,陈秀明,等. 若尔盖高寒湿地生态系统定位站的背景研究——若尔盖高寒湿地研究概述[J]. 四川林业 科技, 2006, 27(2): 21-29.

CUI Lijuan, HE Yaping, CHEN Xiuming, et al. A background study of the wetland ecosystem research station in the Ruoergai Plateau [J]. Journal of Sichuan Forestry Science and Technology, 2006, 27(2):21-29. (in Chinese)

- [4] 申格. 若尔盖高原湿地生态退化遥感监测及其驱动力定量分析[D]. 北京:中国农业科学院, 2017.
 SHEN Ge. Remote sensing monitoring of ecological degradation of the Zoigê Plateau Wetland and quantitative analysis of its driving force [D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2017. (in Chinese)
- [5] SHEN G, YANG X, JIN Y, et al. Remote sensing and evaluation of the wetland ecological degradation process of the Zoige Plateau Wetland in China [J]. Ecological Indicators, 2019, 104:48 - 58.
- [6] ZHAO Z L, ZHANG Y L, LIU L S, et al. Recent changes in wetlands on the Tibetan Plateau: a review [J]. Journal of Geographical Sciences, 2015, 25(7): 879-896.
- [7] 刘志伟,李胜男,韦玮,等.近30年青藏高原湿地变化及其驱动力研究进展[J].生态学杂志,2019,38(3):856-862.
 LIU Zhiwei, LI Shengnan, WEI Wei, et al. Research progress on alpine wetland changes and driving forces in Qinghai-Tibet Plateau during the last three decades [J]. Chinese Journal of Ecology, 2019, 38(3): 856-862. (in Chinese)
- [8] 张树文,颜风芹,于雪灵,等.湿地遥感研究进展[J].地理科学,2009,64(11):1394-1401.
 ZHANG Shuwen, YAN Fengqin, YU Xueling, et al. Application of remote sensing technology to wetland research [J].
 Geography Science, 2009, 64(11):1394-1401. (in Chinese)
- [9] 周德民,宫辉力,胡金明,等.中国湿地卫星遥感的应用研究[J].遥感技术与应用,2006,21(6):577-583.
 ZHOU Demin, GONG Huili, HU Jinming, et al. Application of satellite remote sensing technology to wetland research [J]. Remote Sensing Technology and Application, 2006, 21(6): 577-583. (in Chinese)
- [10] 雷璇,杨波,蒋卫国,等.东洞庭湿地植被格局变化及其影响因素[J].地理研究,2012,31(3):461-470.
 LEI Xuan, YANG Bo, JIANG Weiguo, et al. Vegetation pattern changes and their influencing factors in the East Dongting Lake wetland [J]. Geographical Research, 2012, 31(3):461-470. (in Chinese)
- [11] 张磊,宫兆宁,王启为,等. Sentinel-2影像多特征优选的黄河三角洲湿地信息提取[J]. 遥感学报,2019,23(2): 313-326.
 ZHANG Lei, CONG Zheeping, WANG Oivei, et al. Watland menning of Valley Pirez Data watlands based on multi-facture

ZHANG Lei, GONG Zhaoning, WANG Qiwei, et al. Wetland mapping of Yellow River Delta wetlands based on multi-feature optimization of Sentinel - 2 images [J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(2): 313 - 326. (in Chinese)

- [12] BERHANE T M, LANE C R, WU Qiusheng, et al. Decision-tree, rule-based, and random forest classification of highresolution multispectral imagery for wetland mapping and inventory [J]. Remote Sensing, 2018, 10(4): 580.
- [13] WANG Minye, FEI Xianyun, ZHANG Yuanzhi, et al. Assessing texture features to classify coastal wetland vegetation from high spatial resolution imagery using completed local binary patterns (CLBP) [J]. Remote Sensing, 2018, 10(5): 778.
- [14] BAO Y H, REN J B. Wetland landscape classification based on the BP neural network in DaLinor Lake area [J]. Procedia Environmental Sciences, 2011, 10: 2360 - 2366.
- [15] 王鹏,万荣荣,杨桂山,等.基于多源遥感数据的湿地植物分类和生物量反演研究进展[J].湿地科学,2017,15(1): 114-124.

WANG Peng, WAN Rongrong, YANG Guishan, et al. Advance in classification and biomass estimation of plants in wetlands based on multi-source remote sensing data [J]. Wetland Science, 2017, 15(1):114-124. (in Chinese)

- [16] FARDA N M. Multi-temporal land use mapping of coastal wetlands area using machine learning in Google Earth Engine [J].
 IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2017, 98:012042.
- [17] 宋荣杰,宁纪锋,常庆瑞,等. 基于小波纹理和随机森林的猕猴桃果园遥感提取[J/OL]. 农业机械学报, 2018, 49(4):222-231.
 SONG Rongjie, NING Jifeng, CHANG Qingrui, et al. Kiwifruit orchard mapping based on wavelet textures and random forest [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(4): 222 231. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20180425&journal_id = jcsam. DOI: 10. 6041/j. issn. 1000-1298. 2018.04.025. (in Chinese)
- [18] 吴静,吕玉娜,李纯斌,等. 基于多时相 Sentinel 2A 的县域农作物分类[J/OL].农业机械学报, 2019, 50(9):194 200.
 WU Jing, LÜ Yu'na, LI Chunbin, et al. Fine classification of county crops based on multi-temporal images of Sentinel 2A [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(9):194 200. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20190922&journal_id = jcsam. DOI:10.6041/j.issn.1000-1298. 2019.09.022. (in Chinese)
- [19] 陈元鹏,郧文聚,周旭,等. 基于 MESMA 和 RF 的山丘区土地利用信息分类提取[J/OL]. 农业机械学报,2017,48(7): 136-144.
 CHEN Yuanpeng,YUN Wenju,ZHOU Xu, et al. Classification and extraction of land use information in hilly area based on

MESMA and RF classifier [J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2017,48(7): 136 - 144. http://www.j-csam.org/jcsam/ch/reader/view_abstract.aspx? flag = 1&file_no = 20170717&journal_id = jcsam. DOI:10. 6041/j.issn.1000-1298.2017.07.017. (in Chinese)

- [20] WU Qiong, ZHONG Ruofei, ZHAO Wenji, et al. Land-cover classification using GF 2 images and airborne LiDAR data based on random forest [J]. International Journal of Remote Sensing, 2019, 40(5-6): 2410-2426.
- [21] 郑阳,吴炳方,张森. Sentinel-2数据的冬小麦地上干生物量估算及评价[J]. 遥感学报, 2017, 21(2): 318-328.
 ZHENG Yang, WU Bingfang, ZHANG Miao. Estimating the above ground biomass of winter wheat using the Sentinel-2 data
 [J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(2): 318-328. (in Chinese)
- [22] LI He, LIU Gaohuan, LIU Qingsheng, et al. Retrieval of winter wheat leaf area index from Chinese GF-1 satellite data using the PROSAIL model [J]. Sensors, 2018, 18(4):1120.
- [23] ZHANG Yu, WANG Genxu, WANG Yibo. Changes in alpine wetland ecosystems of the Qinghai Tibetan Plateau from 1967 to 2004 [J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2011, 180(1-4): 189 - 199.
- [24] WANG Jiyan, LI Ainong, BIAN Jinhu. Simulation of the grazing effects on grassland aboveground net primary production using DNDC model combined with time-series remote sensing data: a case study in Zoige Plateau, China [J]. Remote Sensing, 2016, 8(3):168.
- [25] 武高洁,林海晏,宁宇,等. 近12年若尔盖自然保护区各功能区景观格局动态分析 [J]. 西部林业科学, 2017,46(5):6-12.
 WU Gaojie, LIN Haiyan, NING Yu, et al. Landscape pattern dynamic of Zoige wetland during 12 years based on functional zone division [J]. Journal of West China Forestry Science, 2017, 46(5): 6-12. (in Chinese)
- [26] 彦立利,高健峰,王建,等. 基于 GF-1 卫星遥感的冰川边界识别 [J]. 冰川冻土, 2019, 41(4):1-7.
 YAN Lili, GAO Jianfeng, WANG Jian, et al. Glacier mapping based on GF-1 satellite remote sensing [J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2019, 41(4):1-7. (in Chinese)
- [27] 罗开盛,陶福禄. 融合面向对象与缨帽变换的湿地覆被类别遥感提取方法 [J]. 农业工程学报, 2017, 33(3):198-203.
 LUO Kaisheng, TAO Fulu. Method for wetland type extraction using remote sensing combing object-oriented and tasseled cap transformation [J]. Transactions of CSAE, 2017, 33(3): 198-203. (in Chinese)
- [28] 王帅, 徐涵秋, 施婷婷. GF-1 WFV2 传感器数据的缨帽变换系数反演[J]. 地球科学进展, 2018, 33(6):641-652.
 WANG Shuai, XU Hanqiu, SHI Tingting. Retrieval of tasseled cap transformation coefficients for GF-1 WFV2 sensor data
 [J]. Advances in Earth Science, 2018, 33(6):641-652. (in Chinese)
- [29] 郑淑丹,郑江华,石明辉,等. 基于分形和灰度共生矩阵纹理特征的种植型药用植物遥感分类 [J]. 遥感学报, 2014, 18(4): 868-886.
 ZHENG Shudan, ZHENG Jianghua, SHI Minghui, et al. Classification of cultivated Chinese medicinal plants based on fractal
- theory and gray level co-occurrence matrix textures [J]. Journal of Remote Sensing, 2014, 18(4): 868 886. (in Chinese)
 [30] GUO Li, CHEHATA N, MALLET C, et al. Relevance of airborne LiDAR and multispectral image data for urban scene classification using random forests [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011, 66(1): 56 66.
- [31] GAO Tian, ZHU Jiaojun, DENG Songqiu, et al. Timber production assessment of a plantation forest: an integrated framework with field-based inventory, multi-source remote sensing data and forest management history [J]. International Journal of Applied Earth Observations & Geoinformation, 2016, 52: 155 - 165.
- [32] BELGIU M, LUCIAN D. Random forest in remote sensing: a review of applications and future directions [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2016, 114:24 - 31.