

# 基于GEE云平台的滇池湿地分类

罗蓉蓉, 董燕

(昆明理工大学 国土资源工程学院, 云南 昆明 650093)

**摘要:** 湿地是维护滇池湖泊水质的重要屏障。快速、准确地获取滇池湿地类型分布对于其水质保护具有重要意义,然而目前关于滇池不同湿地类型的研究存在明显不足。为此,基于GEE平台的Sentinel-1和Sentinel-2影像数据对滇池湿地进行分类,分析比较不同分类特征组合应用3种机器学习方法(SVM、CART和RF)分类的性能。结果表明,RF的分类性能优于CART和SVM;其使用光谱波段、光谱指数、雷达特征、地形特征、纹理特征作为分类依据时的总体分类精度和沼泽湿地分类精度最高,总体精度为86.81%,Kappa系数为0.84%,F得分为85.83%,对木本沼泽和草本沼泽分类的F得分分别为85.71%、78.69%。

**关键词:** 湿地分类;机器学习;GEE平台;滇池;Sentinel影像

**DOI:** 10.11907/rjdk.232132

**中图分类号:** TP181

**文献标识码:** A

**开放科学(资源服务)标识码(OSID):**

**文章编号:** 1672-7800(2025)001-0158-06



## Classification of Dianchi Lake Wetlands Based on GEE Cloud Platform

LUO Rongrong, DONG Yan

(Faculty of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China)

**Abstract:** Wetlands are an important barrier for maintaining the water quality of Dianchi Lake. Quickly and accurately obtaining the distribution of wetland types in Dianchi Lake is of great significance for its water quality protection. However, there is currently a significant lack of research on different wetland types in Dianchi Lake. To this end, Sentinel-1 and Sentinel-2 image data based on the GEE platform were used to classify the Dianchi wetland, and the performance of three machine learning methods (SVM, CART, and RF) using different combinations of classification features was analyzed and compared. The results indicate that the classification performance of RF is superior to CART and SVM; When using spectral bands, spectral index, radar features, terrain features, and texture features as classification criteria, the overall classification accuracy and swamp wetland classification accuracy are the highest, with an overall accuracy of 86.81%, a Kappa coefficient of 0.84%, and an F-score of 85.83%. The F-scores for woody swamps and herbaceous swamps are 85.71% and 78.69%, respectively.

**Key Words:** wetland classification; machine learning; GEE platform; Dianchi Lake; sentinel imaging

## 0 引言

湿地是世界上最大的碳库之一,具有涵养水源、调节气候和保护物种多样性等重要生态价值,对于环境保护和社会可持续发展至关重要<sup>[1]</sup>。滇池盆地是昆明经济发展最快、人口密度最高的地区,也是城市化最集中的地区<sup>[2]</sup>。随着产业的快速发展和人口快速增长,滇池湖滨湿地遭到严重破坏<sup>[3]</sup>。近年来,政府高度重视生态文明建设,不断加强湿地保护,将其作为建设生态文明和美丽中国的重要

内容。从“滇池流域水污染防治十五计划”到“滇池流域水环境保护与治理十三五规划”,昆明一直将湖滨湿地的恢复和建设作为滇池生态管理的重要举措<sup>[4-5]</sup>。湖滨湿地是维护滇池湖泊水质的重要屏障,了解其空间分布格局与特征可为今后的水资源保护与修复提供科学依据。

## 1 相关研究

与传统野外调查相比,遥感影像因观测范围广、更新周期短、信息量大等优点在湿地分类与监测方面发挥着重

收稿日期:2023-11-07

扫描二维码阅读全文:



**作者简介:** 罗蓉蓉(1998-),女,昆明理工大学国土资源工程学院硕士研究生,研究方向为遥感图像处理与应用;董燕(1974-),女,硕士,昆明理工大学国土资源工程学院副教授、硕士生导师,研究方向为测绘新技术应用与遥感数据分析应用。本文通讯作者:董燕。

要作用,其中 Sentinel-1 雷达卫星和 Sentinel-2 多光谱卫星因具有较高的时空分辨率在湿地分类中展现出巨大潜力<sup>[6]</sup>。滇池地处南方高原地区,受云雨天气影响较大,经常获得无效观测数据。Google Earth Engine (GEE) 平台是一个全球性开放数据访问平台,其不仅可以提供海量数据,而且可以在线处理大规模遥感数据,快速筛选最小云量,从而获取高质量遥感影像<sup>[7-8]</sup>。

机器学习算法常用于湿地分类,同时有研究表明使用光学和雷达等多源数据能够提高湿地制图精度<sup>[9-12]</sup>。例如,黄玉玲等<sup>[13]</sup>依托 GEE 平台,采用 Sentinel-1、Sentinel-2 和 SRTM 数据构建多源特征集合,使用随机森林(Random Forest, RF)对南美州典型地区进行湿地分类;Wang 等<sup>[14]</sup>基于 GEE 平台结合光学和雷达数据,使用决策树(Classification and Regression Tree, CART)对中国滨海湿地进行分类制图。除了以上基于 GEE 平台,使用单个机器学习进行湿地分类的算法,还有许多研究基于 GEE 平台,使用不同机器学习算法对湿地进行分类。例如,刘明月等<sup>[15]</sup>基于 GEE 平台 Sentinel-1 和 Sentinel-2 等多源数据,使用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、决策树(Classification and Regression Tree, CART)、随机森林(Random Forest, RF)和梯度提升树(Gradient Tree Boosting, GTB)4 种机器学习算法对盐城滨海湿地进行分类,结果表明 RF 的分类效果最优;Zhang 等<sup>[16]</sup>基于 GEE 平台的 Sentinel-2 数据,使用 6 种机器学习算法对内布拉斯加州盐碱湿地进行分类,结果表明 SVM 的性能最优。以上研究表明,研究区和研究对象的差异会对不同分类器的性能产生较大影响,需综合比较选择最优分类器。

目前研究大多基于 Landsat 影像对滇池湿地进行分类,然而 Landsat 影像分辨率较低,难以实现更加精细的湿地分类<sup>[17]</sup>。为此,本文基于 GEE 平台,利用 Sentinel-1、Sentinel-2 等多源数据评估 RF、SVM 和 CART 3 种机器学习算法对滇池高原湖泊湿地的分类性能。由于不同特征变量会对分类精度产生影响,为了更加准确地比较不同机器学习算法的性能,本文设置了不同的特征组合,以期筛选出适合于滇池湿地分类的特征指标和方法,亦为类似区域湿地分类提供借鉴。

## 2 研究区及数据

### 2.1 研究区概况

滇池(东经 102°37' - 102°48', 北纬 24°40' - 25°02')是位于长江流域云贵高原的古老构造湖,面积 308.6 km<sup>2</sup>,是中国第六大淡水湖,也是高原上最大的淡水湖。其被一个半人工大坝分成两部分:北部草海水域面积为 10.7 km<sup>2</sup>,平均水深 2.5 m,而南部外海水域面积 297.9 km<sup>2</sup>,平均水深 4.3 m。区域性气候为亚热带湿润季风类型,干湿分明,5-10 月为雨季,期间降水量占总降水量的 85% 以上。滇池入

湖河流众多,包括盘龙江、柴河、新宝象河、捞鱼河以及东大河等,海口河是唯一的出水河流<sup>[18]</sup>。

自 2008 年以来,中国西南部滇池湖畔实施了大型生态修复项目,试图将农田还林、池塘还湿地、居民区还绿湖;还进行了几个旨在控制外部养分负荷的湖滨绿色湿地项目,建立了以中山杉和芦苇为主的木本湿地与草本湿地<sup>[19]</sup>。本文以滇池湖泊向外缓冲 10 km 作为研究区,具体如图 1(彩图扫 OSID 码可见,下同)。

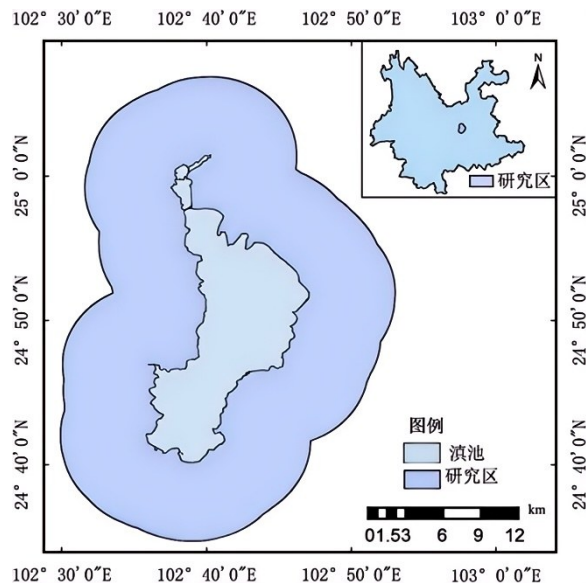


Fig. 1 Location of the study area

图 1 研究区位置

### 2.2 研究数据

#### 2.2.1 遥感数据

Sentinel-1 是欧洲航天局于 2014 年 1 月发射的卫星任务,包含 Sentinel-1A 和 Sentinel-1B 两颗卫星。卫星影像的时间和空间分辨率分别为 6 天和 10 m,提供 C 波段单极化和双极化雷达数据<sup>[13]</sup>。Sentinel-2 卫星搭载了提供可见光到近红外波段范围,空间分辨率为 10 m、20 m、60 m 的多光谱传感器,其中可见光到近红外波段范围 13 个波段中的 3 个红边波段对湿地分类有好的效果。本文使用的所有遥感数据均由 GEE 平台在线调用与处理,包括 Sentinel-1 卫星向后散射系数、Sentinel-2 卫星多光谱数据、航天飞机雷达地形测绘任务(Shuttle Radar Topography Mission, SRTM)数字高程数据<sup>[20]</sup>。本文雷达数据选取 Sentinel-1 干涉式宽扫描模式的双极化数据,光学数据选取 Sentinel-2 的 COPERNICUS/S2\_SR 数据集,筛选出 2020 年云量小于 10% 的影像后利用质量评估波段进行云掩膜处理。

#### 2.2.2 土地覆盖数据

本文使用 4 个土地覆盖数据集制作研究区样本集,分别为:①由中国制作的全球尺度的 30 m 土地覆盖数据 GlobeLand30,包括 10 个一级地类,其中 2020 年 GlobeLand30 数据总体精度为 85.72%,Kappa 系数为 0.82<sup>[21]</sup>;②欧洲航天局利用 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据制作的全球 10 m 土

地覆盖数据ESA World Cover,包括11个地类,总体精度为74.4%;③利用Sentinel-2数据,通过深度学习方法得到的10 m近实时土地覆盖数据集Dynamic World (DW10),包括9个地类<sup>[22]</sup>;④由中国科学院空天信息创新研究院刘良云研究员团队制作的2020年全球30 m地表覆盖精细分类产品Global Land Cover with Fine Classification System at 30m (GLC\_FCS30),包括29个地表覆盖类别<sup>[23]</sup>。其中,ESA World Cover和Dynamic World在GEE平台获取,GlobeLand30 V2020在GlobeLand30官网获取,GLC\_FCS30在地球大数据科学工程数据共享服务系统获取。

Table 1 Wetland classification scheme and description

表1 湿地分类方案及描述

一级类别	二级类别	描述
湿地	水体	包括湖泊周围的水库、坑塘和河流
	木本沼泽	木本植物为主的永久或季节性咸淡水沼泽
	草本沼泽	草本植物为主的永久或季节性咸淡水沼泽
非湿地	森林	包括森林和灌丛,乔木覆盖度与灌木覆盖度超过30%的土地
	耕地	用于种植农作物的土地,包括水田、水浇地、旱地、大棚用地、以种植农作物为主间有果树及其他经济乔木的土地
	草地	天然人工草本植被覆盖,且盖度大于10%的土地
	建筑	包括人工建设形成的非植被覆盖的地表(各类建筑、道路、施工地等)以及无植被覆盖、自然存在的裸地(基岩、裸沙、裸土等)

### 3.2 分类特征集

#### 3.2.1 光谱特征

光谱特征包括:①Sentinel-2影像的光谱波段。蓝色波段、绿色波段、红色波段(B2、B3、B4),近红外波段(B5、B6、B7、B8、B8A),短红外波段(B11、B12);②光谱指数。改进的归一化差异水体指数(Modified Normalized Difference Water Index, MNDWI)、归一化差异植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)、增强植被指数(Enhanced Vegetation Index, EVI)和自动提取水指数(AWEIsh);以及Sentinel-2影像特有红边指数(NDVIre1、NDVIre2、NDVIre3、NDre1、NDre2、Cire)。计算公式为:

$$NDVI = (B8A - B4) / (B8A + B4) \quad (1)$$

$$MNDWI = (B3 - B11) / (B3 + B11) \quad (2)$$

$$EVI = 2.5(B8A - B4) / (B8A + 6B4 - 7.5B2 + 1) \quad (3)$$

$$AWEIsh = B2 + 2.5B3 - 1.5(B8 + B11) - 0.25B12 \quad (4)$$

$$NDVIre1 = (B8A - B5) / (B8A + B5) \quad (5)$$

$$NDVIre2 = (B8A - B6) / (B8A + B6) \quad (6)$$

$$NDVIre3 = (B8A - B7) / (B8 + B6) \quad (7)$$

$$NDVre1 = (B6 - B5) / (B6 + B5) \quad (8)$$

$$NDVre2 = (B7 - B5) / (B7 + B5) \quad (9)$$

$$Cire = B7/B5 - 1 \quad (10)$$

#### 3.2.2 雷达特征

雷达遥感全天候、全天时穿透地物的成像特点可以弥补光学遥感易受天气影响的缺点,与光学遥感相结合可以更好地对湿地进行提取<sup>[24-25]</sup>。本文使用雷达卫星图像的双极化特征——垂直—垂直极化(Vertical-Vertical, VV)和

## 3 实验方法

### 3.1 湿地分类方案

通过参考滇池相关文献研究以及实地调查制定以下分类体系<sup>[18]</sup>,具体如表1所示。其中森林、耕地、草地和建筑非湿地样本通过GLC\_FCS30、GlobeLand30、DW10和ESA土地利用数据制作;水体、木本沼泽和草本沼泽湿地样本通过2020年全球30 m湿地数据产品(GWL\_FCS30)和JRC Global Surface Water (JRC\_GSW)作为参考数据集结合实地调查在谷歌影像上目视解译制作。

垂直—水平极化(Vertical-Horizontal, VH)。

#### 3.2.3 光谱纹理特征

以研究区NDVI影像灰度共生矩阵的均值(savg)、对比度(contrast)、方差(var)、相关性(corr)、角二阶矩(asm)和非相似性(diss)6个参数作为纹理特征参与分类。

#### 3.2.4 地形特征

研究表明,地形特征有助于湿地分类<sup>[26]</sup>。为此,本文选取SRTM地形数据计算的海拔(elevation)、坡度(slope)和坡向(aspect)3个地形特征参与分类。为比较不同特征组合对湿地的分类效果,将分类特征分为5组,其中CF1表示光谱特征和光谱指数;CF2在CF1的基础上加入雷达特征;CF3在CF1的基础上加入地形特征;CF4在CF1的基础上加入纹理特征;CF5为全部特征变量。具体如表2所示。

Table 2 Classification features included in different combinations of feature variables

表2 不同特征变量组合所包含的分类特征

CF组合	光谱波段	光谱指数	雷达特征	地形特征	纹理特征
GF1	√	√			
GF2	√	√	√		
GF3	√	√		√	
GF4	√	√			√
GF5	√	√	√	√	√

### 3.3 分类算法

RF是一种集成算法,由多个决策树聚类组成,其构建过程为:首先输入样本由原始样本随机有放回地抽取N个训练样本(bootstrap采样方法)组成训练样本集;然后基于抽样的训练样本建立N颗决策树组成RF,而在建立N颗决

策树的过程中,假设抽取每个样本有  $M$  个特征,在每个节点处从  $M$  个特征中随机抽取  $m$  个特征,根据最小 Gini 系数选择最优特征进行节点分裂,最终生成多个决策树组成的分类器,其分类结果由多个决策树通过多数投票决定。RF 具有简单、容易实现和计算成本小等优点,但在某些噪声较大的分类问题上会存在过拟合现象。

SVM 是在训练样本中寻找一个最大间隔划分超平面,从而将不同类别的样本分开的一种机器学习算法。其是针对二分类任务设计的一种小样本学习方法,对于大规模训练样本和多类别分类问题需作出相应改进<sup>[17]</sup>。

CART 是一种基于分层决策树框架的二元分类器,其结构简单、计算速度快、输入—输出关系易于理解和解释,被广泛应用于遥感领域的各种研究中。GEE 提供的 CART 算法可以调整最大叶节点数和最小叶节点数两个参数。本文中 CART 算法参数设置为默认值<sup>[27]</sup>。

### 3.4 精度评价方法

采用总体精度 (Overall Accuracy, OA)、Kappa 系数 (K)、F 分数评估分类器的总体性能,采用  $F_i$  评估不同湿地类型的分类精度<sup>[16]</sup>。计算公式为:

$$OA = \left( \sum_{i=1}^n P_{ii} / N \right) \times 100\% \quad (11)$$

$$PA = (P_{ii} / P_{+i}) \times 100\% \quad (12)$$

$$UA = (P_{ii} + P_{i+}) \times 100\% \quad (13)$$

$$K = \frac{N \times \sum_{i=1}^n P_{ii} - \sum_{i=1}^n (P_{i+} \times P_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^n (P_{i+} \times P_{+i})} \quad (14)$$

$$F_i = 2 \times (PA \times UA) / (PA + UA) \quad (15)$$

$$F = \sum_{i=1}^n F_i / n \quad (16)$$

式中: $n$  为混淆矩阵中的总列数; $N$  为用于精度评价的样本总数; $P_{ii}$  为混淆矩阵中第  $i$  行、第  $i$  列的样本数; $P_{i+}$  为第  $i$  列的样本总数; $P_{+i}$  为第  $i$  行的样本总数; $F_i$  为第  $i$  列所代表类别的  $F$  得分,是基于生产者精度与用户精度的调和平均; $F$  为所有类别  $F_i$  得分的平均。

## 4 结果分析

### 4.1 算法整体性能差异

在仅使用光谱波段对滇池湿地进行提取时,SVM、CART、RF 3 种分类器的湿地分类精度均较低,因此基础方案 CF1 设置为光谱波段和光谱指数。在使用相同特征组合时,RF 分类器的性能优于 SVM 和 CART。CART、RF 的总体精度在同时应用光谱波段、光谱指数、雷达特征、地形特征和纹理特征时达到最佳,其中 RF 最高 OA 为 86.81%, Kappa 系数为 0.84%, F 得分为 85.83%; CART 最高 OA 为 80.00%, Kappa 系数为 0.77%, F 得分为 78.22%。SVM 应用全部分类特征时 OA 没有达到最佳,而是在应用光谱波段、

光谱指数和雷达特征时获得最高 OA 为 80.71%, Kappa 系数为 0.77, F 得分为 77.65%。具体如图 2 所示。

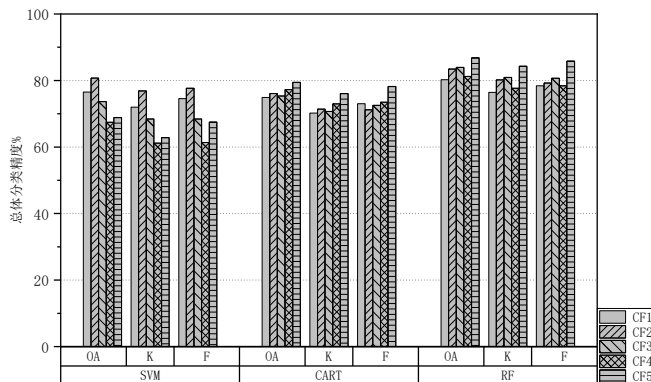


Fig. 2 Overall classification accuracy of each model with different combinations of classification features

图 2 不同分类特征组合下各模型总体分类精度

### 4.2 湿地分类精确性评估

在应用不同特征组合与分类器时,湿地分类精度有所不同。如图 3 所示,总体来说,在应用相同特征组合时,RF 分类器的草本沼泽分类精度优于 SVM 和 CART。具体来说,SVM 分类器应用 CF2 特征变量组合时的草本沼泽湿地分类精度高于应用 CF1、CF3、CF4 和 CF5 特征变量组合; CART、RF 分类器应用 CF5 特征变量组合时的草本沼泽湿地分类精度高于应用 CF1、CF2、CF3 和 CF4 特征变量组合。SVM 分类器应用光谱波段、光谱指数和雷达特征变量组合时对草本沼泽的分类精度最优,为 71.05%; CART 和 RF 分类器应用全部特征变量组合时对草本沼泽的分类精度最优,分别为 80.00% 和 85.71%。

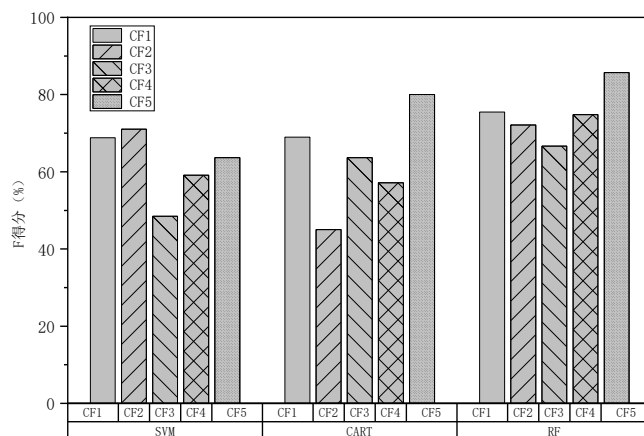


Fig. 3 Classification accuracy of marsh with different classification feature combinations

图 3 不同分类特征组合下的草本沼泽湿地分类精度

如图 4 所示,在应用相同特征组合时,RF 分类器对木本沼泽湿地的分类精度高于 SVM 和 CART 分类器。具体来说,SVM、CART 和 RF 分类器应用全部特征变量组合 CF5 时对木本沼泽的分类精度高于应用 CF1、CF2、CF3、CF4 特征变量组合,3 个分类器的木本沼泽 F 得分分别为 65.38%、66.52% 和 78.69%。综上所述,RF 分类器的沼泽

湿地分类精度优于SVM和CART分类器。

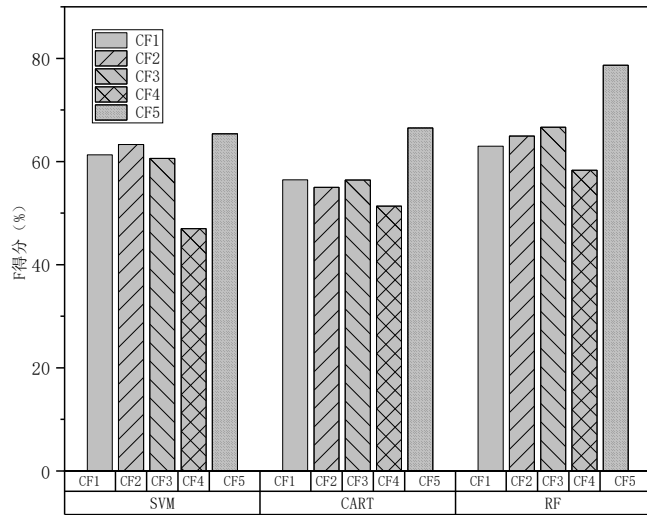


Fig. 4 Classification accuracy of swamp with different classification feature combinations

图4 不同分类特征组合下的木本沼泽湿地分类精度

### 4.3 最优湿地类型分类结果

图5为RF的最优分类结果;图6为RF分类的3处局部效果图。可以看出,RF在划分湿地和非湿地类别方面表现良好。所有土地类别均有明显边界,大多都被正确识别。其中沼泽湿地主要分布在滇池沿岸,南部和东部较多,西岸较少,从北到南湿地量逐渐增加。湿地和非湿地边缘呈现从水—沼泽—农田—建成区逐渐过渡的景观特征,但是在相邻的湿地和非湿地类别(沼泽和农田)之间有多个错误分类。

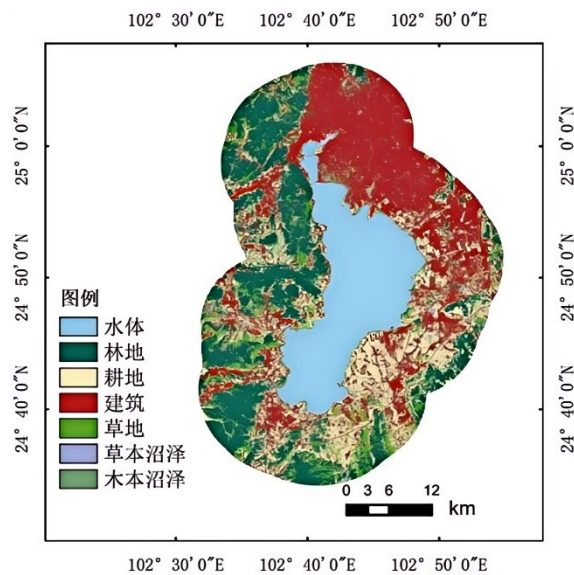


Fig. 5 Best classification result

图5 最优分类结果

## 5 结语

本文基于GEE平台的机器学习算法,利用Sentinel-1

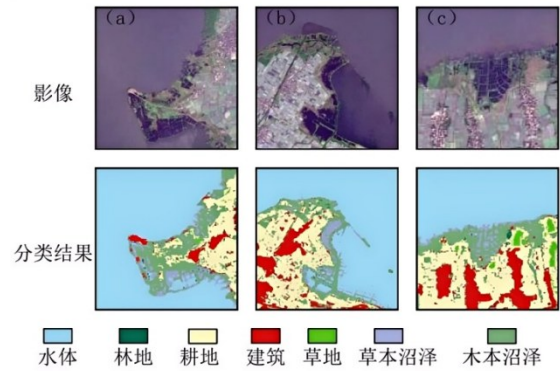


Fig. 6 Partial renderings of best classification result

图6 最优分类结果局部效果图

和Sentinel-2多源遥感数据实现了滇池高原湖泊湿地分类。通过应用不同特征组合对SVM、CART和RF3种机器学习算法的分类性能进行比较,结果表明RF表现最优,且在同时应用光谱波段、光谱特征、雷达特征、地形特征和纹理特征时得到最佳分类精度。然而,RF的分类结果有着较为严重的“椒盐现象”,且特征集存在信息冗余问题,后续考虑使用基于特征优选的面向对象的方法对研究区进行分类。

### 参考文献:

- [1] DENG Y W, JIANG W G, WANG X Y, et al. Refined wetland classification of international wetland cities based on the random forest algorithm and knowledge-driven rules: a case study of Changde city, China[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2023, 27(6): 1426-1440.  
邓雅文, 蒋卫国, 王晓雅, 等. 基于随机森林算法和知识规则的国际湿地城市精细湿地分类——以常德市为例[J]. 遥感学报, 2023, 27(6): 1426-1440.
- [2] WANG R B, BAI Y, ALATALO J M, et al. Impacts of rapid urbanization on ecosystem services under different scenarios - a case study in Dianchi Lake Basin, China[J]. Ecological Indicators, 2021, 130: 108102.
- [3] SHEN M H. The environmental variance of lake Dianchi drainage area and the social mechanism of environmental renovation[J]. China Population, Resources and Environment, 2003(6): 79-83.  
沈满洪. 滇池流域环境变迁及环境修复的社会机制[J]. 中国人口·资源与环境, 2003(6): 79-83.
- [4] Yunnan Provincial Department of Water Resources. Protection and management plan for nine plateau lakes in Yunnan Province during the 14<sup>th</sup> Five Year Plan Period[EB/OL]. [http://wcb.yn.gov.cn/html/2021/yijianzhengji\\_0610/54187.html](http://wcb.yn.gov.cn/html/2021/yijianzhengji_0610/54187.html).  
云南省水利厅. 云南省“十四五”九大高原湖泊保护治理规划[EB/OL]. [http://wcb.yn.gov.cn/html/2021/yijianzhengji\\_0610/54187.html](http://wcb.yn.gov.cn/html/2021/yijianzhengji_0610/54187.html).
- [5] Yunnan Forestry and Grassland Bureau. The 14th five year plan for wetland protection in Yunnan Province[EB/OL]. [http://lcj.yn.gov.cn/html/2022/yijianzhengji\\_0427/65785.html](http://lcj.yn.gov.cn/html/2022/yijianzhengji_0427/65785.html).  
云南省林业和草原局. 云南省湿地保护“十四五”规划[EB/OL]. [http://lcj.yn.gov.cn/html/2022/yijianzhengji\\_0427/65785.html](http://lcj.yn.gov.cn/html/2022/yijianzhengji_0427/65785.html).
- [6] ZHANG L G, HU Q, TANG Z H. Using Sentinel-2 imagery and machine learning algorithms to assess the inundation status of Nebraska conservation easements during 2018 - 2021[J]. Remote Sensing, 2022, 14(17): 4382.

- [7] CHENG L N, ZHONG C R, LI X Y, et al. Rapid and automatic classification of intertidal wetlands based on intensive time series Sentinel-2 images and Google Earth Engine [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(2): 348-357.  
程丽娜, 钟才荣, 李晓燕, 等. 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[J]. 遥感学报, 2022, 26(2): 348-357.
- [8] GORELICK N, HANCHER M, DIXON M, et al. Google Earth Engine: planetary-scale geospatial analysis for everyone[J]. Remote Sensing of Environment, 2017, 202: 18-27.
- [9] LI J H, CHEN W J. A rule-based method for mapping Canada's wetlands using optical, radar and DEM data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(22): 5051-5069.
- [10] AMANI M, SALEHI B, MAHDAVI S, et al. Wetland classification using multi-source and multi-temporal optical remote sensing data in Newfoundland and Labrador, Canada [J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2016, 43(4): 360-373.
- [11] ANDROMACHI C, EMMANOUIL P, GEORGR P. Co-orbital Sentinel 1 and 2 for LULC mapping with emphasis on wetlands in a Mediterranean setting based on machine learning [J]. Remote Sensing, 2017, 9(12): 1259.
- [12] NING X G, CHANG W T, WANG H, et al. Extraction of marsh wetland in Heilongjiang basin based on GEE and multi-source remote sensing data [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(2): 386-396.  
宁晓刚, 常文涛, 王浩, 等. 联合 GEE 与多源遥感数据的黑龙江流域沼泽湿地信息提取 [J]. 遥感学报, 2022, 26(2): 386-396.
- [13] HUANG Y L, YANG G, SUN W W, et al. Wetlands mapping in typical regions of South America with multi-source and multi-feature integration [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2023, 27(6): 1300-1319.  
黄玉玲, 杨刚, 孙伟伟, 等. 多源多特征集成的南美洲典型地区湿地制图 [J]. 遥感学报, 2023, 27(6): 1300-1319.
- [14] WANG X X, XIAO X M, ZOU Z H, et al. Tracking annual changes of coastal tidal flats in China during 1986-2016 through analyses of Landsat images with Google Earth Engine [J]. Remote Sensing of Environment, 2020, 238: 110987.
- [15] LIU M Y, ZHENG H, CHEN X T, et al. Extraction of invasive plant *Spartina Alterniflora* by combining vegetation phenological characteristics and machine learning supported by GEE [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2023(6): 36-43.  
刘明月, 郑浩, 陈星彤, 等. GEE 支持下联合植被物候特征与机器学习的入侵植物互花米草提取 [J]. 测绘通报, 2023(6): 36-43.
- [16] ZHANG L G, HU Q, TANG Z H. Assessing the contemporary status of Nebraska's eastern saline wetlands by using a machine learning algorithm on the Google Earth Engine cloud computing platform [J]. Environmental Monitoring and Assessment, 2022, 194: 193.
- [17] ZHAO F, FENG S W, XIE F, et al. Extraction of long time series wetland information based on Google Earth Engine and random forest algorithm for a plateau lake basin - a case study of Dianchi Lake, Yunnan Province, China [J]. Ecological Indicators, 2023, 146: 109813.
- [18] LEI Y, WU Z L, WU Z L, et al. Interspecific correlation between exotic and native plants under artificial wetland forests on the Dianchi lakeside, south-west China [J]. Marine and Freshwater Research, 2018, 69(5): 669-676.
- [19] LI J, WU L Z, WU Z L, et al. The distribution and community characteristic of *Solidago Canadensis* in its initial intrusion areas, the shore of Dianchi lake [J]. Journal of Yunnan Agricultural University (Natural Science), 2016, 31(4): 575-581.  
李金, 吴良早, 吴兆录, 等. 加拿大一枝黄花在新进入地滇池湖滨区的分布与群落学特征 [J]. 云南农业大学学报(自然科学), 2016, 31(4): 575-581.
- [20] HUO X L, NIU Z G, ZHANG B, et al. Remote sensing feature selection for alpine wetland classification [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2023, 27(4): 1045-1060.  
霍轩琳, 牛振国, 张波, 等. 高寒湿地分类的遥感特征优选研究 [J]. 遥感学报, 2023, 27(4): 1045-1060.
- [21] CHEN J, CHEN J, LIAO A P, et al. Global land cover mapping at 30 m resolution: a POK-based operational approach [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2015, 103: 7-27.
- [22] BROWN C F, BRUMBY S P, GUZDER-WILLIAMS B, et al. Dynamic world, near real-time global 10 m land use land cover mapping [J]. Scientific Data, 2022, 9(1): 251.
- [23] ZHANG X, LIU L Y, CHEN X D, et al. GLC\_FCS30: global land-cover product with fine classification system at 30m using time-series Landsat imagery [J]. Earth System Science Data, 2021, 13(6): 2753-2776.
- [24] WHITE L, BRISCO B, DABBOOR M, et al. A collection of SAR methodologies for monitoring wetlands [J]. Remote Sensing, 2015, 7(6): 7615-7645.
- [25] MING X S, LIU Q H, BAI H, et al. Classification and change detection of vegetation in the Ruergai Wetland using optical and SAR remote sensing data [J]. National Remote Sensing Bulletin, 2023, 27(6): 1414-1425.  
明义森, 刘启航, 柏荷, 等. 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 [J]. 遥感学报, 2023, 27(6): 1414-1425.
- [26] ZHANG L, GONG Z N, WANG Q W, 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.  
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.
- [27] ZENG J. Remote sensing image terrain classification based on active learning [D]. Xi'an: Xi'an University of Science and Technology, 2018.  
曾杰. 基于主动学习的遥感图像地物分类 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.

(责任编辑:尹晨茹)