

“珠海一号”高光谱数据城市不透水面提取研究

冯思伟¹, 刘璐铭², 邓开元¹, 陈欣然¹, 蒋晓华¹, 李先怡¹

(1 珠海欧比特宇航科技股份有限公司 珠海 519080;

2 珠海欧比特卫星大数据有限公司 珠海 519080)

摘要: 不透水面是评估城市化进程和评价城市环境的重要参考指标, 研究城市不透水面的空间覆盖程度对城市生态环境保护、宜居城市建设具有重要意义。本文以“珠海一号”高光谱影像为数据源、珠海市陆域为研究区域, 选取支持向量机和随机森林机器学习算法, 结合光谱特征, 实现城市不透水面信息提取。结果表明: 使用“珠海一号”高光谱数据提取不透水面可行性较强, 且支持向量机算法更适用于“珠海一号”不透水面提取, 总体精度和 Kappa 系数分别达到 92.4%、0.78; 基于“珠海一号”高光谱数据进行城市不透水面提取, 可为城市规划建设、分析城市土地扩张、评估城市灾害风险提供可靠理论依据和数据支撑。

关键词: “珠海一号”高光谱数据; 不透水面提取; 支持向量机; 随机森林

中图分类号: P237 文献标志码: A 文章编号: 2095-1000(2023)04-0088-08

DOI: 10.12347/j.ycyk.20221222002

引用格式: 冯思伟, 刘璐铭, 邓开元等. “珠海一号”高光谱数据城市不透水面提取研究[J]. 遥测遥控, 2023, 44(4): 88-95.

Study on extraction of urban impervious surface from "Zhuhai No.1" hyperspectral data

FENG Siwei¹, LUI Luming², DENG Kaiyuan¹, CHEN Xinran¹, JIANG Xiaohua¹, LI Xianyi¹

(1. Zhuhai Orbita Aerospace Science&Technology Co.,LTD., Zhuhai 519080, China;

2. Zhuhai Orbita Satellite Big Data Co.,LTD., Zhuhai 519080, China)

Abstract: The impervious surface is an important reference index for evaluating the urbanization process and the urban environment. Studying the spatial coverage of urban impervious surface is of great significance for urban ecological environment protection and livable city construction. In this paper, the hyperspectral image of "Zhuhai No.1" is used as the data source, and the land area of Zhuhai City is used as the research area. Support vector machine and random forest machine learning algorithm are selected to combine spectral features to achieve the extraction of urban impervious surface information. The results show that using the hyperspectral data of "Zhuhai 1" to extract the impermeable surface is feasible, and the support vector machine algorithm is more suitable for the extraction of "Zhuhai 1" impermeable surface, with the overall accuracy and Kappa coefficient reaching 92.4% and 0.78; The extraction of urban impervious surface based on "Zhuhai No.1" hyperspectral data can provide reliable theoretical basis and data support for urban planning and construction, analysis of urban land expansion, and assessment of urban disaster risk.

Keywords: "Zhuhai-1" hyperspectral data; Impervious surface extraction; Support vector machine; Random forest

Citation: FENG Siwei, LUI Luming, DENG Kaiyuan, et al. Study on extraction of urban impervious surface from "Zhuhai No.1" hyperspectral data[J]. Journal of Telemetry, Tracking and Command, 2023, 44(4): 88-95.

引 言

城市不透水面(Impervious Surface Area, ISA)多

指城市中阻挡地表水渗透到土壤中的屋顶、路面、广场、停车场及其他不具有渗透性的物理表面^[1,2]。

随着城市化进程快速推进, 大量生态环境用地转

变为不透水的城市用地,城市用地的不断增加改变了原有生态格局,导致生态多样性被破坏。此外,不透水面扩张会影响城市水热循环,促使湖泊流域污染物富集,打破地表能量收支平衡造成城市气候改变^[3]。因此,快速、准确监测城市不透水面,对于研究城市化进程、水环境变化、城市热岛效应等具有重要实际意义。

传统方式提取不透水面主要依靠人工实地测绘,不仅消耗大量人力物力,且花费时间较长、实时性差、数据更新慢^[4]。卫星遥感技术具有更新周期短、监测范围广、作业面积大、时效性强等优点,可为高效提取不透水面信息提供新契机。基于遥感卫星的重访性和持续性特点,长时间序列和短时观测均可获取海量的多时相遥感影像,为深入理解地表不透水面的持续性扩张提供了重要的技术支撑^[5]。

遥感影像地物提取是通过对各种地物类型的光谱特征进行分析来选择特征参数,将特征划分为互不干扰的子空间,然后将遥感影像中的每一个像素划分到子空间进而实现地物的提取^[6]。早期不透水面遥感提取技术受限于当时影像空间分辨率和计算机性能等因素发展缓慢,近些年,随着遥感对地观测能力的不断提升和数字图像处理能力的增强,利用遥感技术提取不透水面的相关研究发展迅速^[7]。目前,城市不透水面提取方法有面向对象法^[8]、机器学习法^[9]、指数法^[10]等。其中,机器学习算法因其能克服主观因素,在经验学习中自动改善具体算法,被广泛应用于城市不透水面提取^[3]。常用的机器学习算法包括支持向量机(Support Vector Machine, SVM)、随机森林(Random Forest, RF),许多学者对机器学习遥感影像分类进行了针对性的研究。万意等^[11]深入研究了支持向量机理论和算法,用无人机影像和 Landsat 8OLI/TIRS 影像进行试验,计算分类后总体精度和 Kappa 系数,结果显示:SVM 应用于光学遥感图像分类精度高,提取轮廓更完整。牛全福等^[12]为了明确 GF-6 WFV 在土地覆盖分类中的重要性,以山西省浑源县为研究对象,选取同期 Landsat8 OLI 影像为对比数据集,采用随机森林分类方法进行土地覆盖分类对比研究,结果表明:GF-6 WFV 的分类效果优于 Landsat8 OLI。陆艺杰^[13]提出了基于机器学习的方法自动提取冰川的分布范围,实现对裸冰区与冰碛区信息提取,同时提高了冰川的分

类精度。

卫星影像是由位于不同高度的卫星搭载的不同清晰度的照相设备采集获取,中分辨率卫星平台的普及为城市不透水面提取提供了较为广泛的思路,从卫星影像分辨率角度来看,不透水面相关研究主要集中在中高空间分辨率卫星影像^[14]。目前,中分辨率遥感影像提取不透水面以多光谱影像为主,如 Landsat 系列数据^[15,16]、Sentinel-2 数据^[17-19],基于高光谱卫星影像数据的相关研究较少。

“珠海一号”高光谱卫星是“珠海一号”卫星星座的第2组卫星,影像空间分辨率为10 m,幅宽150 km,有效成像波段为32,波段范围400-1 000 nm^[20]。为测试高光谱影像在不透水面提取方面的应用能力,本文以“珠海一号”高光谱卫星影像(简称OHS)作为基础数据源,以珠海市陆域为研究区域,选取支持向量机和随机森林机器学习分类方法将不透水面与其他地物分离进而实现城市不透水面的精准提取,旨在为城市规划建设、城市生态环境等领域提供参考。

1 研究区域与数据

1.1 研究区域

珠海市地处广东省中南部,位于珠江口西岸,濒临南海,位于北纬21°48'~22°27'、东经113°03'~114°19'之间,陆地面积为1 736.45平方公里,下辖香洲区、斗门区、金湾区3个行政区。珠海市属南亚热带与热带过渡性气候,终年气温较高,雨量充沛。市内土地利用类型丰富,包括大面积水体(近岸海面、水库、河流、坑塘等)、植被(森林、园林绿地)、养殖塘、耕地、不同密度的居民区和商业用地等。

1.2 数据源

1.2.1 影像数据

研究选取5景时相为2021年11月24日OHS影像,该影像云量覆盖度低,数据成像质量较好,可很好地用于不透水面提取研究。采用OHS数据处理软件OpenOHS对影像进行波段组合、辐射定标、大气校正和正射校正。可见光与近红外波段选择B2、B7、B14、B28,具体参数见表1。

此外,使用时间为2021年10月的GF6遥感影像(空间分辨率为2 m)和谷歌历史影像(空间分辨率为1 m)作为参考数据对提取精度进行评价。

表 1 OHS 影像使用波段参数

Table 1 Band parameters of OHS image

数据源	使用波段	中心波长/nm	空间分辨率/m
OHS	B2-蓝	480	10
	B7-绿	566	10
	B14-红	670	10
	B28-近红外	880	10

1.2.2 样本数据

将不透水面与影像中其他地物分离可实现城市不透水面的精确提取, 本文基于此思想将不透水面、植被、水体以及其他地物作为城市用地的主要分类对象, 采用人工解译的方法选取具有代表性的、典型性的纯净像元建立生物分类样本。在解译过程中, 将建筑屋顶、水泥和柏油路面、广场及停车场等作为不透水面, 居民区绿地、道路周边绿地、森林等作为植被, 河流、池塘、水库、近岸海面等作为水体, 耕地、裸土、养殖塘等作为其他地物。从每一类地物上均匀选取样本, 结合高分辨率遥感影像对样本进行检查修正。在试验区共选取 2 200 个样本, 样本分布如图 1 所示。

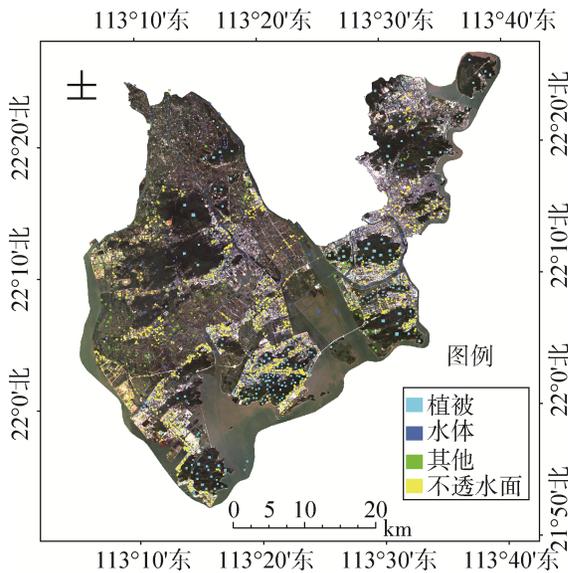


图 1 样本分布图

Fig.1 Sample distribution diagram

2 城市不透水面提取方法

本文对“珠海一号”高光谱卫星影像进行预处理, 通过构建光谱指数特征并与预处理后影像

波段重组, 绘制样本, 选取随机森林和支持向量机器学习分类算法进行城市不透水面提取, 整体技术路线见图 2。

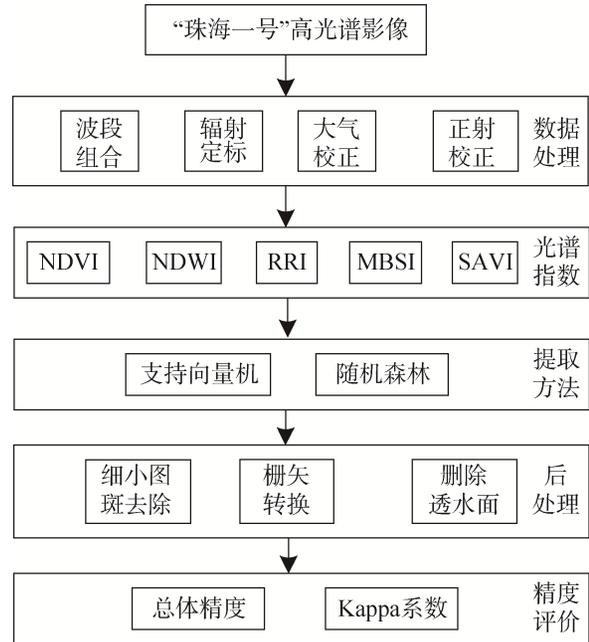


图 2 不透水面提取流程图

Fig.2 Impervious surface extraction flow chart

2.1 光谱特征提取

仅仅使用原始影像难以应对高光谱影像存在的同谱异物和同物异谱问题, 高大建筑物产生的阴影同样也会干扰覆盖区域下垫面光谱, 地物可分离度难以达到合格标准, 利用不透水面与其他地物的光谱差异, 将影像波段与光谱指数重组, 比单一特征影像信息更丰富, 分类精度也更高^[21]。

本文利用 OpenOHS 程序对预处理后 OHS 影像进行降位处理, 并计算归一化植被指数(Normalized Difference Vegetation Index, NDVI)^[22]、归一化水体指数(Normalized Difference Water Index, NDWI)^[23]、比值居民地指数(Ratio Resident-area Index, RRI)^[24]、土壤调节指数(Soil-Adjusted Vegetation Index, SAVI)、裸土指数(Modified Bare Soil Index, MBSI)^[25]。

NDVI通过计算近红外波段和红光波段之间的差异来量化植被的生长状况, 被广泛用于植被信息提取。NDWI利用绿光波段和近红外波段的差异比值来增强水体信息, 并减弱植被、土壤、建筑物等地物的信息, 用于提取水体信息。RRI通常用于反映居民的特征。SAVI是在NDVI的基础上

添加了土壤调节因子 L ，用于消除土壤背景的影响， L 从 -1 到 $+1$ 不等，具体取决于研究区域的植被覆盖程度。在植被覆盖度高的区域 L 为 0 ，对于植被覆盖度低的区域 L 为 1 。不透水面与裸土在可见光范围内具有相似的光谱特性，大多基于遥感影像提取不透水面会存在与裸土信息的混淆，构建 MBSI 用于区分不透水面和裸土。

各指数的计算公式如下：

$$NDVI = (B_{NIR} - B_{Red}) / (B_{NIR} + B_{Red}) \quad (1)$$

$$NDWI = (B_{Gre} - B_{NIR}) / (B_{Gre} + B_{NIR}) \quad (2)$$

$$RRF = B_{Blu} / B_{NIR} \quad (3)$$

$$SAVI = \frac{(B_{NIR} - B_{Red}) \times (1 + L)}{B_{NIR} - B_{Red} + L} \quad (4)$$

$$MBSI = \frac{(B_{Red} - B_{Gre}) \times 2}{(B_{Red} - B_{Gre}) - 2} \quad (5)$$

式中： B_{Red} 、 B_{Gre} 、 B_{Blu} 、 B_{NIR} 分别表示红光波段 (B14)、绿光波段 (B7)、蓝光波段 (B2)、近红外波段 (B28) 的地表反射率； L 为土壤调节因子，本文取 0.5 。

特征提取后，将指数值全部归一化到 $0 \sim 1$ 范围内，并将这五个光谱特征指数与预处理后的影像重组为 37 个波段影像，作为不透水面提取的输入影像。

2.2 机器学习分类算法

2.2.1 支持向量机

支持向量机分类算法是一种非参数化的机器学习算法，其核心思想是寻找最大间隔超平面作为分类边界，使得该分类边界与最近的训练点距离最远^[1]。SVM 具备支持高位特征空间的特点，在分类提取中可以充分利用目标对象的光谱、纹理、形状、空间上下文等不同的多源特征，使其在高光谱数据分类中可以获得较高精度。支持向量机基本思想如图 3 所示：首先通过内积函数定义的非线性变换将输入空间变换到一个高维空间，然后在这个新空间中求取最优分类面。支持向量机求得的分类函数形式上类似于一个神经网络，其输出是若干中间层节点的线性组合，而每一个中间层节点对应一个输入样本与一个支持向量的内积，因此也被叫作支持向量网络。

2.2.2 随机森林

随机森林是一种专门针对 CART 决策树提出的监督学习算法，利用集成学习的思路将多个弱分类器或多棵树的分类结果进行投票，获得最多票

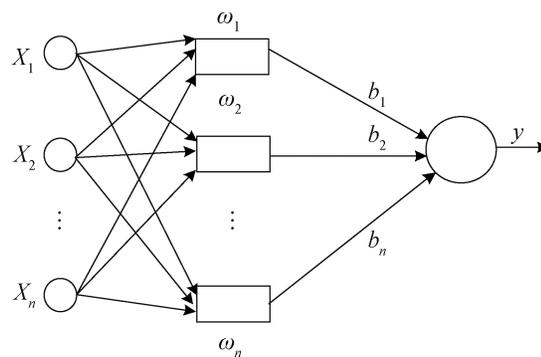


图 3 支持向量机示意图

Fig.3 Schematic diagram of support vector machine

数的类别即为最终的输出。该分类方法结合了 Bagging 集成学习理论和随机子空间方法，引入样本随机抽样和特征随机抽样，可以实现精确分类任务，其在数据处理效率和样本训练方面有较好表现^[26]。

其分类原理如图 4 所示：首先从原始特征集中随机抽取样本组成一系列子特征集，然后在训练样本数据中选择最优特征进行分裂构建决策树。每棵树都一直分裂下去，直到该节点的所有训练样例都属于同一类；接着让每棵决策树在不做任何修剪的前提下最大限度地生长；最后将生成的多棵分类树组成随机森林。

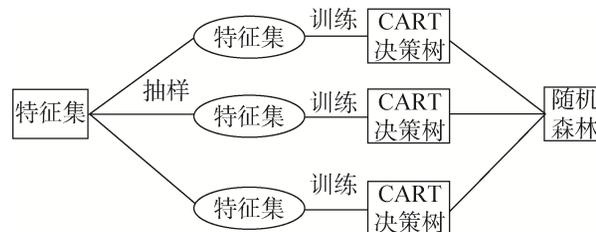


图 4 随机森林分类原理图

Fig.4 Schematic diagram of random forest classification

2.3 精度验证

本文采用随机点验证方式对提取结果进行评价，即在研究区内随机生成若干点，逐一判定随机点分类属性，根据判断结果，构建混淆矩阵，评价随机点验证精度^[27]。

以 GF6 和谷歌高分辨率影像作为参考数据源，在研究区内随机生成 500 个点作为验证样本，目视解译地物类型，逐一判定 500 个样本点的分类属性，其中属于不透水面的点有 106 个，透水面点有 394 个。计算总体精度 (Overall Accuracy, OA) 和

Kappa 系数评价精度。

总体精度和 Kappa 系数是表征整体分类效果的指标。其中, 总体精度指正确分类的类别像元数与总的类别个数的比值, Kappa 系数通过把所有真实参考的像元总数乘以混淆矩阵对角线的和, 再减去各类中真实参考像元数与该类中被分类像元总数之积后, 再除以像元总数的平方减去各类中真实参考像元总数与该类中被分类像元总数之积对所有类别求和的结果。

总体精度和 Kappa 系数计算公式如下:

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^k N_{ii}}{N_n} \times 100\% \quad (6)$$

$$Kappa = \frac{N_n \sum_{i=1}^k N_{ii} - \sum_{i=1}^k N_{i+} N_{+i}}{N_n^2 - \sum_{i=1}^k N_{i+} N_{+i}} \quad (7)$$

式中, N_{ii} 为正确分类的样本个数, N_{+i} 为第 i 类真实样本个数, N_{i+} 表示分类为第 i 类样本个数, N_n 为样本总数, k 为总类别数^[28]。

3 结果与分析

3.1 机器学习算法提取精度定量分析

采用支持向量机 SVM 和随机森林 RF 算法分别提取研究区内不透水面, 去除分类图像中存在的细小图斑后将栅格结果转为矢量。分别将支持向量机和随机森林提取矢量结果与验证样本结果进行对比, 计算总体精度和 Kappa 系数以此评价不透水面提取精度, 计算结果见表 2。

表 2 基于随机点精度验证结果

Table 2 Verification results based on random point accuracy

提取方法	地物类别	不透水面	透水水面	提取精度/%	总体精度/%	Kappa 系数
SVM	不透水面	92	14	86.79	92.40	0.78
	透水水面	24	370	93.91		
RF	不透水面	92	14	86.79	89.20	0.70
	透水水面	40	354	89.85		

结果显示: SVM 提取不透水面的总体精度和 Kappa 系数分别为 92.40%、0.78, RF 提取不透水面总体精度和 Kappa 系数分别为 89.20%、0.70。从总体精度和 Kappa 系数来看, SVM 提取研究区内不透水面精度高于 RF。从两种机器学习方法提取的结果来看, 使用 SVM 和 RF 用于空间分辨率为

10 m 的 OHS 影像提取城市不透水面是可行的, 且精度较为理想; SVM 方法提取精度优于 RF 方法, 更适用于 OHS 提取不透水面。

3.2 机器学习算法提取精度定性分析

分别将 SVM 和 RF 分类结果中的植被、水体和其他地物归为透水面, 与不透水面合并得到珠海市不透水面分布结果如下:

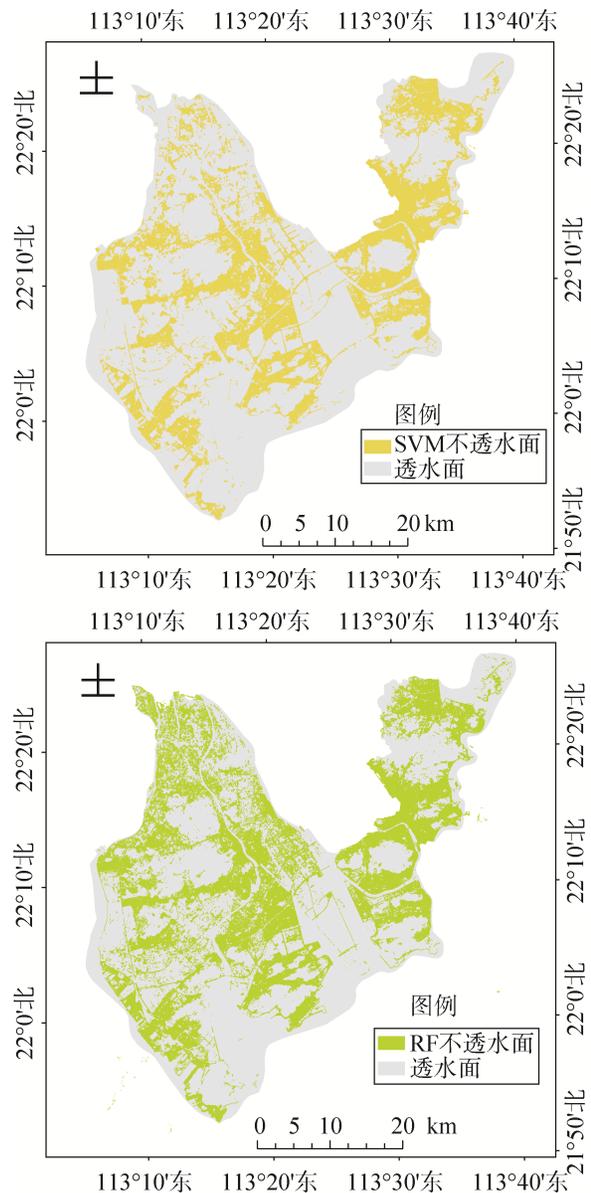


图 5 SVM、RF 不透水面提取结果

Fig.5 SVM、RF impervious surface extraction results

图 5 中上图为 SVM 不透水面提取结果, 下图为 RF 不透水面提取结果。对比两种方法提取结果, SVM 和 RF 提取不透水面整体效果基本相似,

两种方法提取不透水面结果都呈集中组团式布局,提取结果符合实际情况。结合高分辨率影像发现SVM和RF两种方法都存在将与房屋建筑几何与纹理特征相似的养殖鱼塘错误提取为不透水面的情况,但RF方法错误提取的不透水面面积大于SVM错误提取的不透水面面积,SVM方法提取的不透水面更接近于真实地物分布情况。

为了更细致、全面地评价两种方法提取不透水面情况,将部分提取结果与高分辨率影像叠加对比,结果如图6所示。

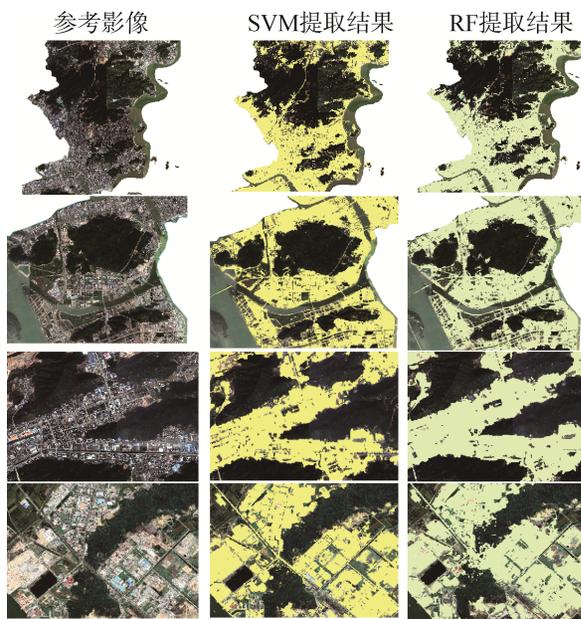


图6 不透水面提取结果对比

Fig.6 Comparison of impervious surface extraction results

整体看来,在不透水面较为集中、其他地物干扰较少的地区,两种方法提取的不透水面符合实际情况,尤其是水体、森林能较好地与不透水面区分开。但居民地周边绿地、水池、水塘等零碎地物斑块无法完全从不透水面中剔除,这种情况在随机森林提取结果中表现得更为明显,而支持向量机方法有效区分开了不透水面附近的像元,提取结果精度更高。

4 结束语

目前,不透水面提取使用中高分辨率遥感影像较多,但其中多数为多光谱影像,10米分辨率的“珠海一号”高光谱影像不仅能较好地反映城市地物光谱特征,更能较好地刻画城市地物的形

状特征。本文以“珠海一号”高光谱数据为基础数据源,结合归一化植被指数、归一化水体指数、比值居民地指数、土壤调节指数、裸土指数,利用支持向量机、随机森林算法实现珠海市不透水面信息提取,并对提取结果进行评价和分析,得出如下结论:

① 支持向量机和随机森林用于提取空间分辨率为10 m的城市不透水面效果可观,精度较为理想,SVM提取不透水面的总体精度和Kappa系数分别为92.40%、0.78,RF提取不透水面总体精度和Kappa系数分别为89.20%、0.70;

② 支持向量机方法提取不透水面精度高于随机森林,且不透水面分布更接近真实地物情况。支持向量机算法能够有效区分不透水面与其他地物,更适用于“珠海一号”高光谱数据城市不透水面监测。

该研究尚存在不足之处:支持向量机和随机森林都存在将与房屋建筑几何与纹理特征相似的养殖鱼塘错误提取为不透水面的情况,后续研究中可利用纹理特征、DEM数据及时间序列数据进一步提高精度。此外也可考虑采用其他机器学习方法,通过测试挑选出最适合OHS分类的方法,用于充分发挥高光谱数据的优势。

参考文献

- [1] 任金华,吴绍华,周生路,等.城市不透水面遥感研究进展[J].国土资源遥感,2012(4): 8-15.
- [2] 朱秀林,赵相伟,杜文杰,等.基于Sentinel-1 SAR和Sentinel-2A光学影像的海南岛城市不透水面数据集[J].中国科学数据(中英文网络版),2019,4(2): 69-80.
ZHU Xiulin, ZHAO Xiangwei, DU Wenjie, et al. A dataset of urban impervious surface of Hainan Island, based on Sentinel-1 SAR and Sentinel-2A optical images[J]. Science Data Bank, 2019, 4(2): 69-80.
- [3] 邵燕芳,李俊明,刘东伟,等.基于随机森林模型的城市不透水面提取研究——以呼和浩特市为例[J].冰川冻土,2018,40(4): 828-836.
GAO Yanfang, LI Junming, LIU Dongwei, et al. Research on extraction of urban impervious surface based on random forest model: A case study in Hohhot[J]. Journal of Glaciology and Geocryology, 2018, 40(4): 828-836.
- [4] 徐涵秋,王美雅.地表不透水面信息遥感的主要方法分析[J].遥感学报,2016,20(5): 1270-1289.

- XU Hanqiu, WANG Meiya. Remote sensing-based retrieval of ground impervious surfaces[J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(5): 1270-1289.
- [5] 柳思聪, 都科丞, 郑永杰, 等. 人工智能时代的遥感变化检测技术: 继承、发展与挑战[J/OL]. *遥感学报*, 2022-07-04 [2022-12-22]. DOI:10.11834/jrs.20222199.
- LIU Sicong, DU Kecheng, ZHENG Yongjie, et al. Remote sensing change detection technology in the era of artificial intelligence: Inheritance, development and challenges[J/OL]. *National Remote Sensing Bulletin*, 2022-07-04 [2022-12-22]. DOI:10.11834/jrs.20222199.
- [6] 郭霞. 基于 Landsat-8 OLI 遥感数据的随机森林分类优化研究[D]. 秦皇岛: 燕山大学, 2021.
- [7] 姜增琛. 中高空间分辨率遥感影像结合的城市不透水面覆盖度估算研究[D]. 泰安: 山东农业大学, 2017.
- [8] 王燕燕, 于海洋. 基于倾斜摄影综合 SVM 与模糊规则的城市不透水面信息提取[J]. *地理与地理信息科学*, 2018, 34(6): 20-26.
- WANG Yanyan, YU Haiyang. Urban impervious surface extraction by integrating SVM and fuzzy rules based on oblique photography[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2018, 34(6): 20-26.
- [9] 刘春亭, 冯权泷, 金鼎坚, 等. 随机森林协同 Sentinel-1/2 的东营市不透水层信息提取[J]. *自然资源遥感*, 2021, 33(3): 253-261.
- LIU Chunting, FENG Quanlong, JIN Dingjian, et al. Application of random forest and Sentinel-1/2 in the information extraction of impervious layers in Dongying City[J]. *Remote Sensing for Natural Resources*, 2021, 33(3): 253-261.
- [10] 李培林, 刘小平, 黄应淮, 等. 基于 GEE 平台的广州市主城区不透水面时间序列提取[J]. *地球信息科学学报*, 2020, 22(3): 638-648.
- LI Peilin, LIU Xiaoping, HUANG Yinghui, et al. Mapping impervious surface dynamics of Guangzhou downtown based on Google Earth Engine[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2020, 22(3): 638-648.
- [11] 万意, 李长春, 赵旭辉, 等. 基于 SVM 的光学遥感影像分类与评价[J]. *测绘地理信息*, 2018, 43(6): 74-77.
- WAN Yi, LI Changchun, ZHAO Xuhui, et al. Optical remote sensing image classification and evaluation based on SVM[J]. *Journal of Geomatics*, 2018, 43(6): 74-77.
- [12] 牛全福, 傅键恺, 陆铭, 等. 基于随机森林的 GF-6 WFV 和 Landsat8 OLI 遥感影像分类比较[J]. *地理空间信息*, 2022, 20(8): 49-54.
- NIU Quanfu, FU Jiankai, LU Ming, et al. Comparison of GF-6 WFV and Landsat8 OLI remote sensing image classification based on random forest, 2022, 20(8): 49-54.
- [13] 陆艺杰. 基于机器学习与遥感影像的冰川边界提取方法研究[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2021.
- [14] 马羽赫, 赵牡丹, 周鹏, 等. 基于两种卫星传感器的不透水面提取指数比较[J]. *航天返回与遥感*, 2021, 42(2): 139-151.
- MA Yuhe, ZHAO Mudan, ZHOU Peng, et al. Comparison of impervious surface extraction index based on two kinds of satellite sensors[J]. *Spacecraft Recovery & Remote Sensing*, 2021, 42(2): 139-151.
- [15] 张磊. 基于 Landsat 时间序列影像的区域不透水面提取研究[D]. 武汉: 武汉大学, 2017.
- [16] 程熙, 吴炜, 夏列钢, 等. 集成夜间灯光数据与 Landsat TM 影像的不透水面自动提取方法研究[J]. *地球信息科学学报*, 2017, 19(10): 1364-1374.
- CHENG Xi, WU Wei, XIA Liegang, et al. Automatic extraction method for impervious surface area by integrating night time light data and Landsat TM images[J]. *Journal of Geo-Information Science*, 2017, 19(10): 1364-1374.
- [17] 徐瑞, 屈冉, 刘晓龙, 等. 基于 Sentinel-2 数据的不透水面识别方法与应用研究[J]. *地理与地理信息科学*, 2021, 37(5): 31-37.
- XU Rui, QU Ran, LIU Xiaolong, et al. Study on impervious surface identification method and application based on sentinel-2 data[J]. *Geography and Geo-Information Science*, 2021, 37(5): 31-37.
- [18] 张菲菲, 阮惠华, 许剑辉, 等. 一种基于 Sentinel-2A 影像的高分辨率不透水面提取遥感指数[J]. *电脑知识与技术*, 2019, 15(27): 279-284.
- ZHANG Feifei, RUAN Huihua, XU Jianhui, et al. A new remote sensing based on the sentinel-2A imagery for extracting impervious surfaces at 10m spatial resolution[J]. *Computer Knowledge and Technology*, 2019, 15(27): 279-284.
- [19] 段潘, 张飞, 刘长江. 基于 Sentinel-2A/B 的新疆典型城市不透水面提取及空间差异分析[J]. *遥感学报*, 2022, 26(7): 1469-1482.

- DUAN Pan, ZHANG Fei, LIU Changjiang, et al. Extraction of the impervious surface of typical cities in Xinjiang based on Sentinel-2A/B and spatial difference analysis[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(7): 1469-1482.
- [20] 李先怡, 范海生, 潘申林, 等. 珠海一号高光谱卫星数据及应用概况[J]. 卫星应用, 2019(8): 12-18.
- [21] 赵艺淞, 杨昆, 王保云, 等. 随机森林在城市不透水面提取中的应用研究[J]. 云南师范大学学报(自然科学版), 2017, 37(3): 73-78.
- ZHAO Yisong, YANG Kun, WANG Baoyun, et al. Application of random forest model in the urban impervious surface extraction[J]. Journal of Yunnan Normal University(Natural Sciences Edition), 2017, 37(3): 73-78.
- [22] 余玉洋, 宋丰艺, 张世杰. 2000—2020年河南省NDVI时空变化及其驱动因素定量分析[J]. 生态环境学报, 2022, 31(10): 1939-1950.
- YU Yuyang, SONG Fengyi, ZHANG Shijie, et al. Quantitative analysis of temporal and spatial changes of NDVI and its driving factors in Henan province from 2000 to 2020 [J]. Ecology and Environmental Science, 2022, 31(10): 1939-1950.
- [23] 陈雨焯, 王培娟, 张源达, 等. 基于3种遥感指数的东北春玉米干旱识别对比[J]. 应用气象学报, 2022, 33(4): 466-476.
- CHEN Yuyue, WANG Peijuan, ZHANG Yuanda, et al. Comparison of drought recognition of spring maize in north China based on 3 remote sensing indices [J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2022, 33(4): 466-476.
- [24] 吴宏安, 蒋建军, 张海龙, 等. 比值居民地指数在城镇信息提取中的应用[J]. 南京师大学报(自然科学版), 2006(3): 118-121.
- WU Hongan, JIANG Jianjun, ZHANG Hailong, et al. Application of ratio resident-area index to retrieve urban residential areas based on landsat TM data[J]. Journal of Nanjing Normal University(Natural Science Edition), 2006(3): 118-121.
- [25] 胡荣明, 李少杰, 马春笑, 等. 基于遥感影像的铜川市不透水层覆盖变化研究[J]. 西安科技大学学报, 2020, 40(3): 449-457.
- HU Rongming, LI Shaojie, MA Chunxiao, et al. Study on the change of impervious layer cover in Tongchuan city based on remote sensing images[J]. Journal of University of Science and Technology, 2020, 40(3): 449-457.
- [26] 常翔宇, 柯长青. 基于随机森林算法的城市不透水面信息提取——以长春市为例[J]. 测绘通报, 2020(11): 43-49.
- CHANG Xiangyu, KE Changqing. Urban impervious surface information extraction based on random forest algorithm: Taking Changchun as an example[J]. Bulletin of surveying and mapping, 2020(11): 43-49.
- [27] 陈志杰, 汪权方, 王新生, 等. 基于GF-1的冬小麦遥感监测区域适用性分析[J]. 地理空间信息, 2017, 15(1): 66-68.
- [28] 叶章熙, 郭倩, 张健, 等. 基于无人机可见光影像与OBIA-RF算法的城市不透水面提取[J]. 农业工程学报, 2022, 38(4): 225-234.
- YE Zhangxi, GUO Qian, ZHANG Jian, et al. Extraction of urban impervious surface based on the visible images of UAV and OBIA-RF algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2022, 38(4): 225-234.

[作者简介]

冯思伟 1994年生, 硕士, 主要研究方向为摄影测量和遥感应用。

刘璐铭 1993年生, 硕士, 工程师, 主要研究方向为摄影测量与遥感应用和图像处理。

邓开元 1994年生, 硕士, 主要研究方向为摄影测量与遥感应用和图像处理。

陈欣然 1997年生, 本科, 助理工程师, 主要研究方向为国土资源遥感解译。

蒋晓华 1978年生, 硕士, 工程师, 主要研究方向为遥感大数据应用。

李先怡 1985年生, 硕士, 工程师, 主要研究方向为遥感图像处理与研究。

(本文编辑: 潘三英)