

doi: 10. 6046/zrzyyg. 2020310

引用格式: 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 C T, Feng Q L, Jin D J, 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.)

随机森林协同 Sentinel-1/2 的东营市不透水层信息提取

刘春亭¹, 冯权泷², 金鼎坚³, 史同广¹, 刘建涛¹, 朱明水¹

(1. 山东建筑大学测绘地理信息学院, 济南 250101; 2. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100083; 3. 中国自然资源航空物探遥感中心, 北京 100083)

摘要: 不透水层是表征人类活动的重要指标,及时精确的不透水层信息对区域生态环境保护有重要意义。以山东省东营市为研究区,探索了一种基于多源 Sentinel-1/2 影像和随机森林的不透水层提取方法。通过对比实验发现,随机森林结合地表反射率特征、纹理特征和后向散射系数能够降低暗不透水层和亮不透水层与裸土的混淆现象,可以有效改善不透水层的估算精度(总体精度达到 93.37%, Kappa 系数达到 0.925 8)。研究结果揭示了随机森林协同 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据在不透水层信息提取方面有着广泛的应用前景,为融合多源数据对黄河三角洲区域遥感监测提供了参考。

关键词: 东营市; 不透水层; Sentinel-2; Sentinel-1; 纹理; 随机森林

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2021)03-0253-09

0 引言

不透水层是指诸如沥青或水泥道路、屋顶、停车场等阻止水下渗的天然或人工地表覆盖^[1]。当前城市化正处在快速发展的阶段,随着城市化进程的不断加快,城市空间扩张和人口的快速增长,城市热岛、环境恶化、洪涝灾害、交通拥堵等一系列问题愈发严重,给生态环境及城市发展带来巨大挑战。城市化进程的显著表现之一就是不透水层的扩张。在城市化过程中,土壤、水域、植被等自然景观被大范围的不透水层替代,阻碍了地表的蒸散作用,破坏了地表热平衡,城市热岛效应使得城市增温显著。不透水层的广泛存在还导致水循环的失衡,造成地下水补给减少、水质下降、水污染、暴雨流量和洪水内涝灾害频发^[2-3],严重影响人类生产生活。研究表明,不透水层的面积和分布是城市化对环境造成影响的重要因子^[4],因此及时准确地获取不透水层信息对于城市化及生态环境保护具有重要意义^[5]。

遥感技术由于大范围同步观测、重复周期短、动态、迅速的优势,成为从局部到全球尺度估算不透水

层的主要技术手段。近年来不同数据源、不同尺度下提取不透水层的研究已经取得了很多成果,利用遥感数据提取不透水层的方法主要有混合光谱分析^[6-8]、指数模型^[9-11]、基于决策树^[12-13]、支持向量机^[14-17]、神经网络^[18-19]等方法的影像分类,以及多源遥感数据结合的方法^[20-22]等。但由于城市景观的复杂性,准确及时地估算不透水层空间分布信息仍然是一项具有很强挑战性的任务^[23-25],如建筑物及树木的阴影容易与反射率较低的不透水层相混淆,裸土、盐田等也易错分为不透水层。

通过文献综述发现目前关于黄河三角洲地区的不透水层的信息提取多依靠光学遥感影像。随着遥感技术的发展,多平台、多传感器、高空间分辨率、高光谱分辨率的遥感数据不断涌现,融合多源数据被认为是改善不透水层提取精度的一种有效方法。光学遥感容易受到云、雨天气的影响,而雷达数据具有全天时、全天候的优势,能够获得稳定的周期性数据,可以弥补光学影像特殊天气情况下无法及时监测的缺陷^[26-28]。协同使用光学和雷达数据进行地物识别已经成为近年来的研究热点之一,部分研究表明使用合成孔径雷达遥感数据补充光学遥感数据,可在一定程

收稿日期: 2020-09-27; 修订日期: 2021-03-13

基金项目: 国家自然科学基金项目“多策略协同的区域乡村聚落遥感识别及演化机制和生态环境影响分析研究”(编号: 42171113)、国家重点研发计划-政府间国际科技创新合作重点专项“中蒙牧草多源遥感监测关键技术研发”(编号: 2018YFE0122700)和山东建筑大学校内博士基金“多策略协同的城市典型地表要素遥感提取”(编号: XNBS1903)共同资助。

第一作者: 刘春亭(1996-),女,硕士研究生,主要从事遥感信息提取及应用研究。Email: ctliu96@163.com。

通信作者: 刘建涛(1981-),男,副教授,主要从事遥感信息提取、生态环境遥感等方面的研究。Email: liujianao18@sdjzu.edu.cn。

度上提高不透水层的提取精度^[29-32]。

近几十年来,石油开采^[33]、旅游开发^[34]、人工建筑^[35-36]等人类活动导致黄河三角洲地区生态系统发生明显改变,生态环境逐渐恶化,引起国内外学者的广泛关注。但是通过文献调研发现结合主被动遥感对黄河三角洲地区进行不透水层提取,尤其是高空间分辨率不透水层提取的研究较少,因此本研究以东营市为研究区域,探索机器学习方法协同 Sentinel-2 光学数据和 Sentinel-1 雷达数据提取不透水层信息的有效性。具体来说,本文协同使用地表反射率、纹理、后向散射系数等特征,利用随机森林算法对研究区不透水层进行提取,探究和定量分析光学遥感与主被动遥感结合在信息提取中的精度差异,为黄河三角洲区域遥感监测、开发与保护提供科学依据。

1 研究区概况与数据源

1.1 研究区概况

黄河三角洲有着我国暖温带地区最年轻、最广阔、生物多样性最丰富的湿地生态系统,在维护区域生态安全和可持续发展方面有重要意义^[37]。根据《黄河三角洲高效生态经济区发展规划》中划定的黄河三角洲范围,本文以山东省东营市为研究区域(图1)。东营市是黄河三角洲地区的中心城市,地理位置横跨 N36°55'~38°10',E118°07'~119°15',



图1 研究区 Sentinel-2 B4(R),B3(G), B2(B)波段合成影像

Fig.1 Image of Sentinel-2 B4(R),B3(G), B2(B) bands in the study area

属于典型的温带大陆性季风气候。其东部和北部濒临渤海,境内河流较多,水资源丰富,黄河在东营市垦利县流入渤海,泥沙淤积现象严重,后备土地资源量大,开发空间充足;土地类型多,可利用性较强。受河流、海洋的影响,盐碱地分布的范围较大,土壤发育不稳定,在一定程度上影响了当地的发展。东营市有丰富的石油资源、旅游资源,其独特的环境条件使得该地区土地利用/覆盖变化剧烈。

1.2 数据源及预处理

本文所使用的影像来自欧洲航天局“哥白尼计划”地球观测卫星系列的 Sentinel 系列卫星,数据通过欧洲航天局数据共享网站(<https://scihub.copernicus.eu/dhus/#/home>)获得。为了提高不透水层与其他地物之间的可分性并结合研究区影像质量状况选取了2019年9月份的遥感影像开展不透水层的提取研究。

Sentinel-1 号卫星星座拥用 A 和 B 2 颗卫星,可以达到每 6 d 对同一地点进行重复观测。本研究中选用的 2 景 Sentinel-1 数据为雷达干涉宽刈幅(interferometric wide swath,IW)成像模式的 Level-1 级别地距多视影像(ground range detected,GRD),极化模式为 VV 和 VH,影像的获取时间为 2019 年 9 月 26 日,空间分辨率 10 m。

Sentinel-1 数据预处理主要在 SNAP Desktop 软件中完成,处理步骤主要包括轨道校正、热噪声去除、辐射定标、斑点滤波、地理编码、影像拼接等。处理的具体流程为:①使用精密轨道文件进行细化,以获取准确地卫星位置和速度信息,提高影像配准和地理编码的精度;②根据元数据集提供的噪声查找表消除雷达系统内在的热噪声;③雷达数据存在辐射偏差,通过辐射定标后使雷达影像的像素值真正表示后向散射系数 σ^0 ,辐射定标公式为:

$$\sigma^0 = \frac{|DN_i|^2}{A_i^2}, \tag{1}$$

式中: DN_i 与 A_i 分别为像元 i 的灰度值与定标参数;④斑点噪声随机分布于影像中,使用 Refined Lee 滤波器进行斑点滤波,在降噪的同时能够更好地保留辐射和纹理信息^[38-40];⑤地理编码是将投影转换为地理坐标投影,并且纠正雷达成像过程中由于透视收缩、叠掩等引起的几何形变,采用 30 m 的 SRTM DEM 改正地物在雷达影像中发生的畸变,输出 10 m 空间分辨率的重采样数据。

Sentinel-2 号卫星星座同样也是由 A 和 B 2 颗卫星组成,重访周期为 5 d。本文选用的 2 景 Sentinel-2 数据是经过大气校正的地表反射率产品 L2A,获

取时间为2019年9月29日。Sentinel-2 MSI数据包含13个波段,具体参数如表1所示。在开展实验时,本文仅使用了10 m和20 m空间分辨率的波段。

表1 Sentinel-2 波段信息
Tab.1 Band information of Sentinel-2

光谱波段	中心波长/nm	波段类型	空间分辨率/m
B2	490	蓝光波段 (Blue)	10
B3	560		
B4	665		
B8	842		
B5	705	植被红边波段 (VRE)	20
B6	740		
B7	783		
B8A	865		
B11	1 610	短波红外波段 (SWIR)	20
B12	2 190		
B1	443	沿海气溶胶波段 (CA)	60
B9	945	水蒸汽波段 (WV)	
B10	1 375	短波红外卷云波段 (SWIR - C)	

为保证不同空间分辨率数据在空间上的匹配性,本文将20 m空间分辨率的数据重采样至10 m,且所有数据都统一转换为WGS-84 UTM 50N投影。

2 研究方法

不透水层信息提取的技术流程如图2所示,主要包括4个步骤:①影像下载及预处理,包括 Sentinel-1 影像获取后进行轨道校正、辐射定标、斑点滤波等处理得到后向散射系数, Sentinel-2 影像重采样以及影像配准、镶嵌、裁剪等预处理工作;②特征选择,基于灰度共生矩阵计算纹理特征,协同地表反射率和后向散射系数构建多维特征空间;③确定分类体系及样本选择;④由选好的训练样本训练随机森林,执行分类;⑤根据验证样本得到混淆矩阵进行精度验证,并与不同特征组合、不同方法进行精度对比。

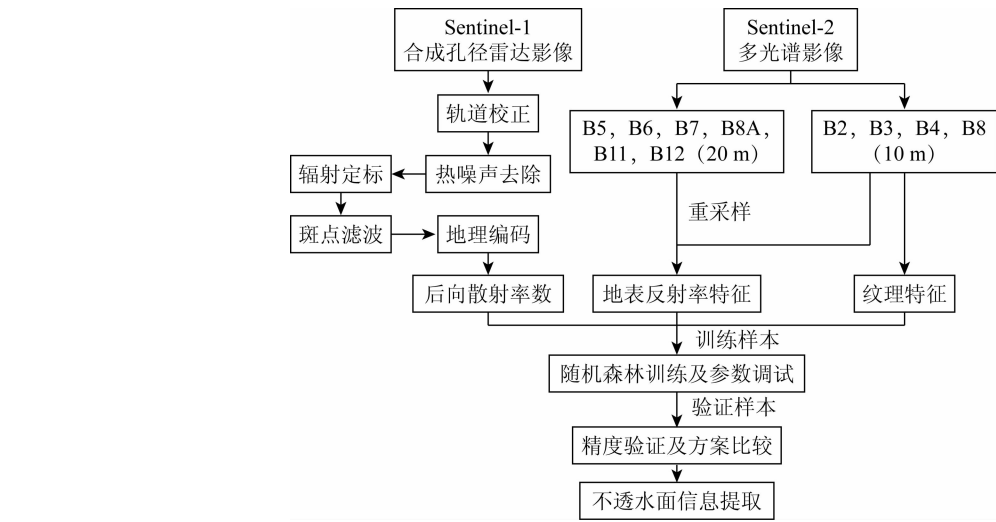


图2 技术流程
Fig.2 Flowchart of research

2.1 特征提取

已有的研究表明纹理特征有助于改善地表信息提取的精度^[41-44]。本文使用基于灰度共生矩阵(gray level co-occurrence matrix, GLCM)的纹理特征,选取了均值(MEA)、方差(VAR)、同质性(HOM)、相异性(DIS)、熵(ENT)、角二阶矩(ASM)6种彼此相关性弱的纹理特征,计算公式分别为:

MEA_i = ∑_{i=0}^{N-1} ∑_{j=0}^{N-1} i × P(i,j) , (2)

VAR_i = ∑_{i=0}^{N-1} ∑_{j=0}^{N-1} P(i,j) × (i - MEA_i)² , (3)

HOM = ∑_{i=0}^{N-1} ∑_{j=0}^{N-1} P(i,j) / (1 + (i - j)²) , (4)

DIS = ∑_{i=0}^{N-1} ∑_{j=0}^{N-1} P(i,j) × |i - j| , (5)

ENT = ∑_{i=0}^{N-1} ∑_{j=0}^{N-1} - P(i,j) × ln(P(i,j)) , (6)

ASM = ∑_{i=0}^{N-1} ∑_{j=0}^{N-1} P(i,j)² , (7)

式中: N 为灰度级数目; P 为 N × N 维归一化灰度共生矩阵; P(i,j) 为矩阵中第 i 行、第 j 列的标准化灰度值。计算处理窗口设置为 7 像素 × 7 像素^[45]。另外考虑到光谱波段之间的相关性,为减少计算量,只使用红光波段计算纹理特征。

将纹理特征、后向散射系数与反射率特征相融合,共同构造不透水层提取的输入特征,即包含 10 个反射率特征波段、6 个纹理特征波段、2 个雷达数据的后向散射系数波段(VV 和 VH)。

2.2 样本选择

样本的选择直接影响识别模型的稳定性和分类

精度。使用 ENVI 软件中 ROI 提取工具建立感兴趣区实现样本的选择,结合研究区的特点,将其土地利用/覆盖类型划分为:亮不透水层、暗不透水层、有作物耕地、空闲耕地、大棚用地、林地、水域、滩涂、盐田、未利用地共 10 类,其分类标准及数量如表 2 所示,训练样本和验证样本空间分布如图 3 所示。

表 2 分类体系及样本数量

Tab.2 Classification scheme and number of samples (个)

土地类型	分类标准	训练样本数量	验证样本数量
亮不透水层	屋顶、厂房等用较新的水泥或者金属、玻璃、陶瓷等明亮材料建造的不透水层	700	500
暗不透水层	屋顶、道路、停车场等用沥青、混凝土及其他深色的、低光谱反射率材料建造的不透水层	700	500
有作物耕地	生长有农作物或其他经济作物的土地	700	500
空闲耕地	轮歇地、休耕地等临时没有作物的耕地	700	500
大棚用地	种植蔬菜、瓜果、林木等以塑料、薄膜材质覆盖的耕地	350	250
林地	生长有乔木、灌木等林木的土地	700	500
水域	海洋、河流、湖泊、水库、沟渠等水体	700	500
滩涂	海洋、湖泊、河流等高潮位与低潮位之间的滩地	700	500
盐田	生产盐的土地,包括晒盐场所、盐池用地	700	500
未利用地	城镇、村庄、工厂等范围内未使用的土地,包括由于房屋拆迁还未利用的土地、正在施工的土地	280	200

2.3 随机森林算法理论

随机森林算法是 Breiman 于 2001 年提出的^[46],目前已经广泛应用于遥感应应用研究^[47-50]。随机森林算法对数据的适应能力强,数据集无须规范化,随机森林分类受噪声和异常值的影响较小,且不会过拟合^[46],能够直接处理高维数据,对于缺省值也可以获得较好的结果。该算法的基本思想是首先利用 Bootstrap 方法从原始训练集中有放回的随机抽取 n 个样本并构建 n 个决策树构成森林, n 个样本的个数约为总样本个数的 2/3。假设训练样本数据中有 m 个特征,每次分裂时根据最优特征进行分裂,每棵树都充分生长,直到该节点的所有训练样本都属于同一类,让每棵决策树在不做任何修剪的前提下最大限度无限生长,最后将生成的多棵分类树组成随机森林,根据多棵树分类器投票决定最终分类结果。其中每次随机抽取的 n 个样本小于样本量总数用于替换训练样本,其余用来进行交叉验证,以此来提高随机森林方法的泛化能力。在使用随机森林分类时,通常需要设置生长树的数量和节点分裂时输入的特征变量数量。经过一系列实验发现,当 $N = 500$ 时,袋外误差(out of bag, OOB)趋于稳定,因此选择 500 棵树用于随机森林分类,特征变量数则由参与分类的特征数的平方根计算得到^[51]。

2.4 精度评估

分类完成后,采用混淆矩阵对分类结果进行精度验证,由混淆矩阵派生的评价指标主要有总体分类精度、制图精度(producer's accuracy, PA)、用户精度(user's accuracy, UA)和 Kappa 系数。根据目视解译获得验证样本,在 ENVI 软件中利用 Confusion Matrix Using Ground Truth ROIs 工具进行精度验证。

3 结果与分析

3.1 分类结果及精度验证

采用本文方法分类结果的混淆矩阵如表 3 所示,分类结果总体精度达到 93.37%,Kappa 系数达到 0.925 8。从表 3 中可见,空闲耕地、滩涂分别有 11 个和 9 个样本点错分为亮不透水层,这些土地利用类型表面存在的盐碱颗粒与不透水层光谱性质相似,造成了错分,导致不透水层的高估现象。研究区内的未利用地主要是油田附近被压实的裸土以及正在建设的区域,因此未利用地易与亮不透水层或暗不透水层混淆,其中有 36 个未利用地样本点错分为亮不透水层,13 个暗不透水层错分为未利用地。有作物耕地与林地也发生了混淆现象,其中 68 个林地

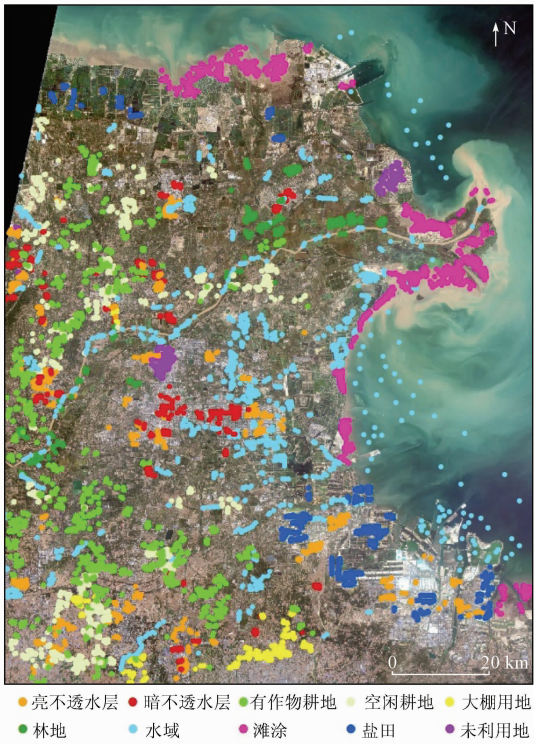


图 3 样本点分布

Fig.3 Distribution of sampling points

样本被错分为有作物耕地,同时 21 个有作物耕地错分为林地,这类错分可能与样本的选择有关,同时也受到林地密度、树木高度及季节等因素的影响。

表 3 分类结果混淆矩阵
Tab.3 Confusion matrices for classification

土地类型	亮不透水层	暗不透水层	有作物耕地	空闲耕地	大棚用地	林地	水域	滩涂	盐田	未利用地
亮不透水层	490	4	1	0	1	0	0	0	0	4
暗不透水层	5	475	3	3	1	0	0	0	0	13
有作物耕地	0	0	477	0	1	21	1	0	0	0
空闲耕地	11	6	0	467	0	0	0	0	0	16
大棚用地	5	6	0	0	239	0	0	0	0	0
林地	0	0	68	0	0	417	15	0	0	0
水域	0	1	3	0	3	0	491	1	1	0
滩涂	9	4	3	25	0	0	3	452	4	0
盐田	0	0	0	0	0	0	3	1	496	0
未利用地	36	5	0	8	0	0	0	0	0	151

将分类结果的暗不透水层和亮不透水层合并为不透水层,其他地类合并为非不透水层,得到东营市不透水层分布情况(图 4)。结合多光谱影像及 Google Earth 影像发现建城区、农村居民点、道路等不透水层与现实分布状况吻合,取得了较好的提取效果。总体来看,研究区内不透水层多为暗不透水层,主要分布在东营区城区、垦利区城区,河口区、广饶县、利津县的建成区和分散式分布的农村居民地及道路。

行对比(表 4)。

表 4 Sentinel 数据组合方案
Tab.4 Combination schemes of Sentinel data

方案编号	特征组合
A	地表反射率特征 + 纹理特征
B	多极化(VV 和 VH)后向散射系数
C(本文方案)	地表反射率特征 + 纹理特征 + 多极化(VV 和 VH)后向散射系数

通过对上述 3 种特征组合方案进行随机森林分类(表 5,图 5),发现仅使用后向散射系数(方案 B)分类时精度较低,总体精度为 40.76%,Kappa 系数为 0.335 8。使用地表反射率特征及纹理特征(方案 A)进行随机森林分类时已经可以得到较为理想的分类精度(总体精度为 92.04%、Kappa 系数为 0.911 0),而且暗不透水层的 PA 和 UA 均大于 90%,亮不透水层的 PA 和 UA 也达到 87% 以上。在方案 A 基础上引入后向散射系数辅助特征后,总体精度和 Kappa 系数分别达到 93.37% 和 0.925 8,暗不透水层的 PA 和 UA 分别提高了 1.80 和 2.72 百分点,亮不透水层的 UA 提高 0.47 百分点,说明协

表 5 分类精度统计
Tab.5 Statistics of classification accuracy

类别	方案 A		方案 B		方案 C	
	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%	PA/%	UA/%
亮不透水层	98.00	87.66	38.40	46.15	98.00	88.13
暗不透水层	93.20	92.09	47.20	39.80	95.00	94.81
有作物耕地	93.60	82.54	38.80	35.93	95.40	85.95
空闲耕地	90.40	91.50	39.60	42.86	93.40	92.84
大棚用地	96.40	96.79	18.00	24.59	95.60	97.55
林地	79.00	92.72	45.20	40.36	83.40	95.21
水域	98.20	95.90	64.40	58.02	98.20	95.71
滩涂	89.40	99.55	33.80	36.74	90.40	99.56
盐田	99.40	99.00	43.00	38.95	99.20	99.00
未利用地	74.50	80.11	8.50	13.18	75.50	82.07
总体精度/%	92.04		40.76		93.37	
Kappa 系数	0.911 0		0.335 8		0.925 8	

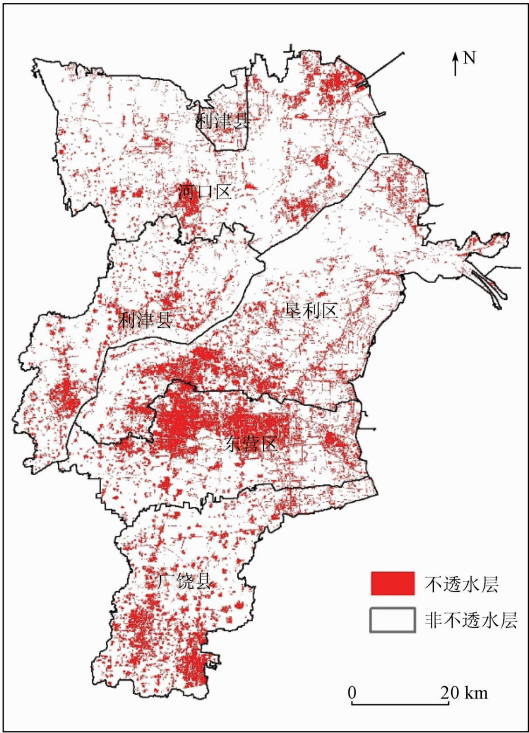


图 4 不透水层提取结果

Fig.4 Extracted result of impervious surface

3.2 不同特征组合分类结果比较

为探索 Sentinel 卫星的光谱和雷达数据对不透水层提取精度的影响,本文设计了 3 种组合方案进

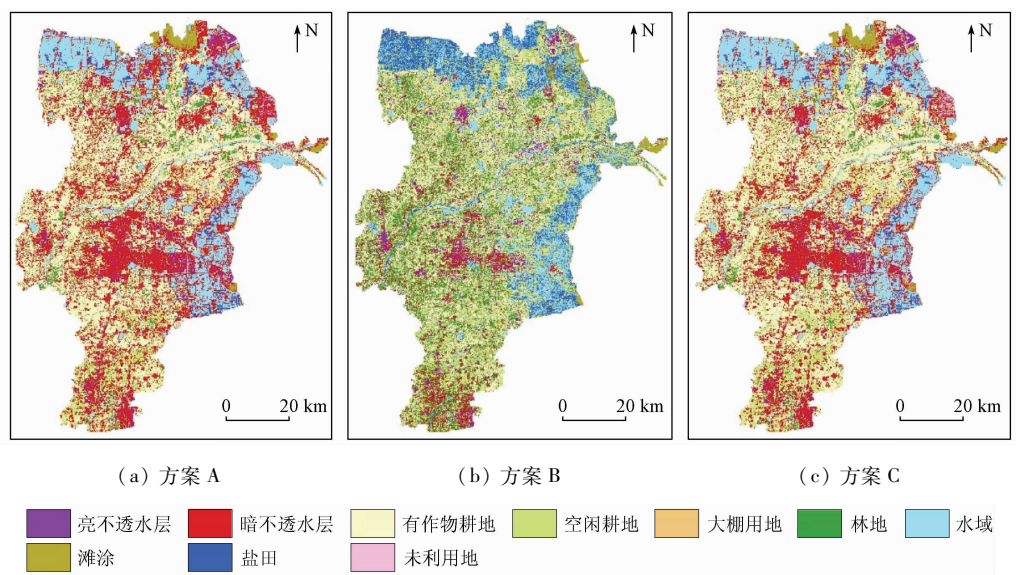


图 5 不同数据方案分类结果

Fig.5 Classification results of different schemes

同 Sentinel - 1 和 Sentinel - 2 数据可以有效改善不透水层的估算精度。

由于研究区域较大且使用 10 m 空间分辨率,图 5 中不同特征组合方案分类结果差异不太明显,尤其是方案 A 和 C。因此结合混淆矩阵发现,后向散射系数对各类地物的提取精度都不高,但能提供光谱数据的互补信息,使得方案 C 分类精度有所提高。结合后向散射系数后,除大棚用地和盐田的分类精度在正常波动范围内略有降低外,其他地类提取精度均有不同程度的提高。数据组合 A 方案中,暗不透水层、未利用地和空闲耕地的混淆程度较高,有作物耕地与林地也存在一定程度的混淆。在方案 C 中这种情况被明显改善,后向散射系数提高了不透水层与空闲耕地、未利用地等裸露土地的区分度,地物错分减少,提取精度获得提高。

同时可以看到,后向散射系数(方案 B)的分类结果除了精度较低以外,还有明显的椒盐现象,图像上存在大量的离散斑块和孤立像元。基于光谱和纹理(方案 A)的分类结果椒盐现象有所缓解,孤立像元数据有所减少。光学、纹理和雷达结合(方案 C)的分类结果中分类精度提高,地物边界分类清晰,椒盐现象被较好抑制。

总的来说,利用 Sentinel - 2 地表反射率、纹理特征和 Sentinel - 1 雷达影像后向散射系数能够提高不同地物类型的可分性,尤其在减少不透水层与裸露土地的混淆程度上有显著作用,并且对于基于像素分类常出现椒盐现象有明显抑制作用,因此这种特征组合在获取高空间分辨率不透水层信息方面有较大的优势。

3.3 与其他方法比较

为了进一步评估随机森林方法在提取不透水层的优势,本文选取了支持向量机、决策树等遥感图像分类领域较常用的机器学习方法进行了对比实验。为了保证不同方法所得结果的可比性,本文使用了相同的数据(方案 C)和样本,3 种方法的比较结果如表 6 所示。

表 6 随机森林、支持向量机、决策树分类精度比较

Tab.6 Comparison of classification accuracy of RF, SVM and CART

分类算法	随机森林分类	支持向量机分类	决策树分类
总体精度/%	93.37	93.19	87.79
Kappa 系数	0.925 8	0.923 8	0.863 5

从表 6 中可以看出,随机森林分类的精度最高,支持向量机分类精度略低(总体精度为 93.19%,Kappa 系数为 0.923 8),决策树分类精度最低(总体精度为 87.79%,Kappa 系数为 0.863 5)。随机森林与支持向量机分类方法精度都较好,体现了 Sentinel 数据对于不同方法的良好适用性。但是与随机森林分类算法相比,支持向量机分类方法需要设置多个参数来执行分类,计算量大,耗费时间长,这也正是随机森林得到广泛应用的原因之一。

由此可见,特征集合与分类方法是影响不透水层提取精度的关键因素。基于多源 Sentinel 数据,运用随机森林算法提取不透水层信息可以获得较高的精度,说明 Sentinel 卫星光谱数据与雷达数据结合在提取不透水层提取方面的应用潜力,也验证了随机森林算法在分类方面具有的优势。

4 结论

本文基于多源 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据,利用光谱特征、纹理特征和后向散射系数,设计了 3 组不同的特征组合方案,运用随机森林算法在黄河三角洲东营市开展了不透水层的遥感提取研究。通过对不同特征组合与分类算法进行对比,得到如下结论:

1) 随机森林协同反射率光谱特征、纹理特征以及反向散射系数在东营市不透水层提取中能够取得最高的精度;单独使用 Sentinel-2 反射率光谱数据所提取的不透水层精度低于上述的特征组合。

2) 在光谱特征和纹理特征的基础上引入后向散射系数能增强地物之间的可分性,特别是对提高暗不透水层与裸露土地的提取精度有积极作用,说明了 Sentinel-1 雷达数据与 Sentinel-2 光谱数据协同在提取不透水层具有较好的应用前景。

3) 通过与支持向量机和决策树分类的对比实现,随机森林算法的提取精度和效率较好。

本研究验证了随机森林算法协同多源 Sentinel-1 和 Sentinel-2 数据在黄河三角洲不透水层提取中的优势,为光学和雷达影像的数据融合提供参考。

参考文献(References):

[1] Arnold L C, Gibbons C J. Impervious surface coverage: The emergence of a key environmental indicator[J]. Journal of The American Planning Association, 1996, 62(2): 243-258.

[2] Leinenkugel P, Esch T, Kuenzer C. Settlement detection and impervious surface estimation in the Mekong Delta using optical and SAR remote sensing data[J]. Remote Sensing of Environment, 2011, 115(12): 3007-3019.

[3] Weng Q H, Hu X F. Medium spatial resolution satellite imagery for estimating and mapping urban impervious surfaces using LSMA and ANN[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46(8): 2397-2406.

[4] Liu Z H, Wang Y L, Li Z G, et al. Impervious surface impact on water quality in the process of rapid urbanization in Shenzhen, China[J]. Environmental Earth Sciences, 2013, 68(8): 2365-2373.

[5] Ma Q, He C Y, Wu J G, et al. Quantifying spatiotemporal patterns of urban impervious surfaces in China: An improved assessment using nighttime light data[J]. Landscape and Urban Planning, 2014, 130: 36-49.

[6] Ridd M K. Exploring a V-I-S (vegetation-impervious surface-soil) model for urban ecosystem analysis through remote sensing: Comparative anatomy for cities[J]. International Journal of Remote Sensing, 1995, 16(12): 2165-2185.

[7] Wu C, Murray A T. Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis[J]. Remote Sensing of Environment, 2003, 84(4): 493-505.

[8] 周存林,徐涵秋. 福州城区不透水面的光谱混合分析与识别制图[J]. 中国图象图形学报, 2007(5): 875-881.

Zhou C L, Xu H Q. A spectral mixture analysis and mapping of impervious surfaces in built-up land of Fuzhou City[J]. Journal of Image Graphics, 2007(5): 875-881.

[9] Carlson T N, Arthur S T. The impact of land use-land cover changes due to urbanization on surface microclimate and hydrology: A satellite perspective[J]. Global & Planetary Change, 2000, 25(1): 49-65.

[10] 徐涵秋. 一种快速提取不透水面的新型遥感指数[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2008(11): 1150-1153.

Xu H Q. A new remote sensing index for fastly extracting impervious surface information[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2008(11): 1150-1153.

[11] Liu C, Shao Z, Chen M, et al. MNDISI: A multi-source composition index for impervious surface area estimation at the individual city scale[J]. Remote Sensing Letters, 2013, 4(8): 803-812.

[12] 廖明生,江利明,林 琿,等. 基于 CART 集成学习的城市不透水层百分比遥感估算[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2007(12): 1099-1102.

Liao M S, Jiang L M, Lin H, et al. Estimating urban impervious surface percent using boosting as a refinement of CART analysis[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2007(12): 1099-1102.

[13] 李晓宁,张友静,余远见,等. CART 集成学习方法估算平原河网区不透水面覆盖度[J]. 国土资源遥感, 2013, 25(4): 174-179. doi:10.6046/gtzyyg. 2013. 04. 28.

Li X N, Zhang Y J, She Y J, et al. Estimation of impervious surface percentage of river network regions using an ensemble learning of CART analysis[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2013, 25(4): 174-179. doi:10.6046/gtzyyg. 2013. 04. 28.

[14] Sung C Y, Yi Y J, Li M H. Impervious surface regulation and urban sprawl as its unintended consequence[J]. Land Use Policy, 2013, 32: 317-323.

[15] 程 熙,沈占锋,骆剑承,等. 利用混合光谱分解与 SVM 估算不透水面覆盖率[J]. 遥感学报, 2011, 15(6): 1228-1241.

Cheng X, Shen Z F, Luo J C, et al. Estimation impervious surface based on comparison of spectral mixture analysis and support vector machine methods[J]. Remote Sensing, 2011, 15(6): 1228-1241.

[16] Sun Z C, Guo H D, Li X W, et al. Estimating urban impervious surfaces from Landsat 5 TM imagery using multilayer perceptron neural network and support vector machine[J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2011, 5(1): 053501.

[17] 刘 莹,孟庆岩,王永吉,等. 基于特征优选与支持向量机的不透水面覆盖度估算方法[J]. 地理与地理信息科学, 2018, 34(1): 24-31.

Liu Y, Meng Q Y, Wang Y J, et al. A method for estimating impervious surface percentage based on feature optimization and SVM[J]. Geography and Geo-Information Science, 2018, 34(1): 24-31.

[18] 骆成凤. 遗传算法优化的 BP 神经网络城市不透水层百分比估算[J]. 测绘科学, 2011, 36(1): 48-50.

Luo C F. Estimating urban impervious surface percentage with BP neural network based on genetic algorithm[J]. Science of Survey-

- ing and Mapping, 2011, 36(1): 48–50.
- [19] Hu X F, Weng Q H. Estimating impervious surfaces from medium spatial resolution imagery using the self-organizing map and multi-layer perceptron neural networks[J]. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(10): 2089–2102.
- [20] Zhang Y Z, Zhang H S, Lin H, et al. Improving the impervious surface estimation with combined use of optical and SAR remote sensing images[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 141: 155–167.
- [21] Shao Z F, Fu H Y, Fu P, et al. Mapping urban impervious surface by fusing optical and SAR data at the decision level[J]. Remote Sensing, 2016, 8(11): 945–965.
- [22] Guo H D, Yang H N, Sun Z C, et al. Synergistic use of optical and PolSAR imagery for urban impervious surface estimation[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2014, 80(1): 91–102.
- [23] Deng C B, Wu C S. Examining the impacts of urban biophysical compositions on surface urban heat island: A spectral unmixing and thermal mixing approach[J]. Remote Sensing of Environment, 2013, 131: 262–274.
- [24] Weng Q H. Remote sensing of impervious surfaces in the urban areas: Requirements, methods, and trends[J]. Remote Sensing of Environment, 2012, 117: 34–49.
- [25] Zhang Y Z, Zhang H S, Lin H. Improving the impervious surface estimation with combined use of optical and SAR remote sensing images[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 141: 155–167.
- [26] 唐廷元, 付波霖, 何索云, 等. 基于 GF-1 和 Sentinel-1A 的漓江流域典型地物信息提取[J]. 遥感技术与应用, 2020, 35(2): 448–457.
- Tang T Y, Fu B L, He S Y, et al. Identification of typical land features in the Lijiang River Basin with fusion optics and Radar[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2020, 35(2): 448–457.
- [27] 张鸿生, 林殷怡, 王挺, 等. 融合光学与雷达遥感数据的城市不透水面提取方法[J]. 地理与地理信息科学, 2018, 34(3): 39–46.
- Zhang H S, Lin Y Y, Wang T, et al. Fusing optical and SAR remote sensing data for urban impervious surface estimation[J]. Geography and Geo-Information Science, 2018, 34(3): 39–46.
- [28] Masound M, Bahram S, Fariba M, et al. Random forest wetland classification using ALOS-2L-band, RADARSAT-2C-band and TerraSAR-X imagery[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2017, 130: 13–31.
- [29] Zhang H S, Zhang Y Z, Lin H. A comparison study of impervious surfaces estimation using optical and SAR remote sensing images[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2012, 18: 148–156.
- [30] Zhang H S, Li J, Wang T, et al. A manifold learning approach to urban land cover classification with optical and Radar data[J]. Landscape and Urban Planning, 2018, 172: 11–24.
- [31] Zhang Y Z, Zhang H S, Hui L, et al. Improving the impervious surface estimation with combined use of optical and SAR remote sensing images[J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 141: 155–167.
- [32] Zhang H S, Lin H, Li Y, et al. Mapping urban impervious surface with dual-polarimetric SAR data: An improved method[J]. Landscape and Urban Planning, 2016, 151: 55–63.
- [33] 陈凯, 肖能文, 王备新, 等. 黄河三角洲石油生产对东营湿地底栖动物群落结构和水质生物评价的影响[J]. 生态学报, 2012, 32(6): 1970–1978.
- Chen K, Xiao N W, Wang B X, et al. The effects of petroleum on water quality bio-assessment and benthic macro-invertebrate communities in the Yellow River Delta wetland, Dongying[J]. Acta Ecologica Sinica, 2012, 32(6): 1970–1978.
- [34] 丁彤彤, 周延刚, 朱晓波, 等. 基于卫星遥感影像的黄河三角洲湿地景观格局动态变化研究——以东营市为例[J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2016, 41(04): 52–57.
- Ding T T, Zhou T G, Zhu X B, et al. On dynamic changes of wetland in Yellow River Delta with remote sensing images: A case study of Dongying City[J]. Southwest Normal University(Natural Science Edition), 2016, 41(4): 52–57.
- [35] 秦天天, 齐伟, 徐柏琪, 等. 基于 RV 指数的道路对黄河三角洲地区土地利用的影响: 以东营市为例[J]. 河北农业科学, 2011, 15(11): 67–72.
- Qin T T, Qi W, Xu B Q, et al. Impacts of road on land use based on RV index in Yellow River Delta: A case in Dongying City[J]. Hebei Agricultural Sciences, 2011, 15(11): 67–72.
- [36] 刘翠翠. 黄河三角洲湿地生态修复工程效果研究[D]. 济南: 山东师范大学, 2013.
- Liu C C. The study of the wetland restoration engineering effect in Yellow River Delta[D]. Jinan: Shandong Normal University, 2013.
- [37] 侯学会, 李新华. 黄河三角洲自然保护区 1992–2010 年土地覆被变化分析[J]. 亚热带植物科学, 2015, 44(4): 309–314.
- Hou X H, Li X H. Characteristics of land cover change in the Yellow River estuary nature reserve from 1992 to 2010[J]. Subtropical Plant Science, 2015, 44(4): 309–314.
- [38] Lee J S. Digital image smoothing and the sigma filter[J]. Computer Vision Graphics and Image Processing, 1983, 24: 255–269.
- [39] Lopes A, Touzi R, Nezry E. Adaptive speckle filters and scene heterogeneity[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1990, 28: 992–1000.
- [40] Xie H, Pierce L E, Ulaby F T. SAR speckle reduction using wavelet denoising and Markov random field modeling[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2002, 40: 2196–2212.
- [41] Feng Q L, Liu J T, Gong J H. UAV remote sensing for urban vegetation mapping using random forest and texture analysis[J]. Remote sensing, 2015, 7(1): 1074–1094.
- [42] Dell'Acqua F, Gamba P. Texture-based characterization of urban environments on satellite SAR images[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41: 153–159.
- [43] Stasolla M, Gamba P. Spatial indexes for the extraction of formal and informal human settlements from high-resolution SAR images[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2008, 1(2): 98–106.
- [44] Feng Q L, Liu J T, Gong J H. Urban flood mapping based on unmanned aerial vehicle remote sensing and random forest classifier: A case of Yuyao, China[J]. Water, 2015, 7(4): 1437–1455.
- [45] Puissant A, Hirsch J, Weber C. The utility of texture analysis to improve per-pixel classification for high to very high spatial resolu-

tion imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26:733 - 745.

[46] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1):5 - 32.

[47] 蒲东川. 多源卫星遥感数据驱动的城市不透水面提取[D]. 长春: 吉林大学, 2020.

Pu D C. Urban impervious surface extraction driven by multi - source satellite remote sensing data[D]. Changchun: Jilin University, 2020.

[48] 蔡博文, 王树根, 王磊, 等. 基于深度学习模型的城市高分辨率遥感影像不透水面提取[J]. 地球信息科学学报, 2019, 21(9):1420 - 1429.

Cai B W, Wang S G, Wang L, et al. Extraction of urban impervious surface from high - resolution remote sensing imagery based on deep learning[J]. Geo - Information Science, 2019, 21(9):1420 - 1429.

[49] 邵振峰, 张源, 周伟琪, 等. 基于测绘卫星影像的城市不透水面提取[J]. 地理空间信息, 2016, 14(7):1 - 6.

Shao Z F, Zhang Y, Zhou W Q, et al. Extraction of urban impervious surface based on high resolution remote sensing image[J]. Geospatial Information, 2016, 14(7):1 - 6.

[50] 朱德海, 刘逸铭, 冯权洸, 等. 基于 GEE 的山东省近 30 年农业大棚时空动态变化研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(1):168 - 175.

Zhu D H, Liu Y M, Feng Q L, et al. Spatial - temporal dynamic changes of agricultural greenhouses in Shandong Province in recent 30 years based on Google Earth Engine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(1):168 - 175.

[51] Rodriguez - Galiano, V F, Ghimire B, Rogan J, et al. An assessment of the effectiveness of a random forest classifier for land - cover classification[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2012, 67:93 - 104.

Application of random forest and Sentinel - 1/2 in the information extraction of impervious layers in Dongying City

LIU Chunting¹, FENG Quanlong², JIN Dingjian³, SHI Tongguang¹, LIU Jiantao¹, ZHU Mingshui¹

(1. School of Surveying and Geo - Informatics, Shandong Jianzhu University, Jinan 250101, China; 2. College of Land Science and Technology, China Agriculture University, Beijing 100083, China; 3. China Aero Geophysical Survey & Remote Sensing Center for Natural Resources, Beijing 100083, China)

Abstract: An impervious layer is an important indicator of human activities. Timely and accurate information of impervious layers is of great significance for the protection of the ecological environment. Taking the Yellow River Delta (Dongying City) as the study area, this study explores a novel extraction method of impervious layers by combining the random forest classification with Sentinel - 1/2 data. According to comparative experiments, the confusion between dark and light impervious layers and bare soil can be reduced through the combination of the random forest algorithm with surface reflectance characteristics, texture characteristics, and backscatter coefficient, thus effectively improving the estimation accuracy of impervious layers (overall accuracy: 93.37%, Kappa coefficient: 0.9258). The results of this study reveal that the random forest algorithm combined with Sentinel - 1/2 data is a promising approach in the information extraction of impervious layers, which will provide a reference for the remote sensing monitoring of the Yellow River Delta through the integration of multi - source data.

Keywords: Dongying City; impervious layer; Sentinel - 2; Sentinel - 1; texture; random forest

(责任编辑: 张仙)