

文章编号:1001—7380(2024)03—0022—08

基于 Sentinel-2 影像的果树提取方法及其空间分析研究 ——以甘肃省平凉市为例

柳 涛, 盖艾鸿*, 赵鹏伟, 刘 桦, 鲁聪聪, 李莺莺

(甘肃农业大学资源与环境学院, 甘肃 兰州 730070)

摘要:利用遥感技术对果园进行快速监测, 准确掌握苹果园地面积与空间种植分布状况, 有助于促进当地经济的发展。目前针对丘陵区果园提取的研究较少, 相关方法的有效性和可靠性仍然存在问题。以甘肃省平凉市为研究区域, 采用 NDVI, RVI, EVI, SIPI, LSWI, NDWI 等指标对输入数据进行增强, 通过基于数据增强的梯度提升树算法提取研究区苹果种植面积。为验证该方法的有效性, 引入最小距离法、CART 决策树法、支持向量机法和随机森林 4 种机器学习算法进行对比分析, 结果表明, 梯度提升树算法分类精度最高, 总体分类精度 (Overall Accuracy, OA) 达到 89.3%, Kappa 系数为 0.77, 分类效果及一致性均最佳。此外, 采用基于数据增强的梯度提升树法分别对 2019—2023 年的苹果园进行提取, 获得平凉市苹果园种植变化情况, 各区县苹果园种植面积除泾川县外整体呈现上升趋势, 泾川县和静宁县种植面积最大, 其次为庄浪县、灵台县和崆峒区, 最小的为崇信县和华亭市。

关键词:遥感; 梯度提升树; 数据增强; Sentinel-2 影像; Kappa 系数; 平凉市

中图分类号: S661.1; TP753; TP79 文献标志码: A doi: 10.3969/j.issn.1001-7380.2024.03.005

Apple tree extraction and spatial analysis based on Sentinel-2 Image ——A case study of Pingliang, Gansu Province

Liu Tao, Gai Aihong*, Zhao Pengwei, Liu Hua, Lu Congcong, Li Yingying

(College of Resources and Environment, Gansu Agricultural University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Using remote sensing technology to quickly monitor orchards and accurately grasp the area and spatial distribution of apple orchards can help promote local economic development. At present, there is relatively little research on the extraction of orchards in hilly areas, and the effectiveness and reliability of related methods were still controversial. Taking Pingliang City, Gansu Province as the research area, such indicators as NDVI, RVI, EVI, SIPI, LSWI, and NDWI were used to enhance the input data. The gradient boosting tree algorithm based on data augmentation was used to extract the orchard planting area in the research area. To verify the effectiveness of the method proposed in this article, four machine learning algorithms, namely the minimum distance method, CART decision tree method, support vector machine method, and random forest method, were introduced for comparative analysis. The classification results showed that the gradient boosting tree algorithm had the highest classification accuracy, with an overall classification accuracy (OA) of 89.3% and a Kappa coefficient of 0.77. The classification performance and consistency were the best. In addition, the gradient boosting tree method based on data augmentation was used to extract the changes in orchard planting in Pingliang City from 2019 to 2023. The planting area of orchards in each district and county shows an overall upward trend, except for Jingchuan County. Jingchuan County and Jingning County have the largest planting area, followed by Zhuanglang County, Lingtai County, and Kongtong District, and the smallest are Chongxin County and Huating City.

Key words: Remote sensing; Gradient boosting tree; Data augmentation; Sentinel-2 remote sensing image; Kappa coefficient; Pingliang City

收稿日期: 2024-01-11; 修回日期: 2024-03-21

基金项目: 甘肃农业大学科技创新基金农业资源与环境一级学科开放基金 (GAU-XKJS-2018-216); 国家自然科学基金“融合星地多源数据的作物干旱过程定量监测方法研究” (42075120)

作者简介: 柳 涛 (1999-), 男, 甘肃张掖人, 硕士研究生。主要从事 GIS 在农业资源利用领域中的研究。E-mail: t18189614040@163.com

* 通信作者: 盖艾鸿 (1967-), 男, 甘肃平凉人, 教授, 博士。主要从事农业资源信息管理方面的研究。

及时准确获取苹果种植分布信息并估算苹果产量,对大力推动国家苹果种植业的进一步可持续发展具有重要的意义^[1-2]。随着苹果产业不断发展,传统的调查方式,存在调查面积广、调查时间久、调查费用高、工作量大等问题。遥感影像技术可以大范围、高精度、高效率实现对地观测,为推动信息化技术在种植业上的发展拓展了新的方向^[3-11]。然而,目前的研究中很少有普适性的算法能够高精度地提取不同地理环境下的苹果种植面积,故本文研究5种分类算法对平凉市的果树提取情况,进而选择精度最高的方法提取平凉市2019—2023年的果树空间分布信息,探索研究区苹果种植规律。

近年来,国内外的学者均在探索利用遥感技术对不同农林果树提取并大范围估算产量。秦泉等将栖霞市作为研究区,基于GF-1影像数据,在面向对象分类方法的基础上进行优化,该方法通过引入植被覆盖度和坡度特征,有效地提升了苹果树提取精度,达到94.1%。与传统的监督分类方法相比,优化后的分类方法精度提高了17.4%^[12]。周欣兴等为高精度地提取大沙河流域果树的范围,分别在果树生长期内的不同月份选择高质量的Sentinel-2影像数据,对不同月份的所有影像光谱信息进行分析,从而获得最优的果树提取时间,此外,引入5种植被指数因子辅助:归一化植被指数(NDVI)、比值植被指数(RVI)、增强型植被指数(EVI)、结构密集型色素指数(SIPI)和归一化水平指数(NDWI),针对性地设计决策树模型,高精度地提取果树^[13]。

国外学者对利用遥感数据对果树识别也开展了大量的研究,Warner等基于空间自相关方法从AVIRIS影像中提取相应的特征波段,对不同树种识别并分类,在可见光和近红外2种波段上相互之间的光谱特征差异较大,因此针对这2种波段进行特征提取进而区分不同的树种类别^[14]。Lucas等对影像不同的波段进行逐步判别分析,获得每个波段的特征信息,根据获得的特征信息对混交林进行详细的种类分析,与直接使用波段信息对比,该方法的树种区分精度提升11%^[15]。Saour提出了基于像素辐射特征的分类方法,对卫星影像进行分类获得了更准确的LULC地图,使用了基于Landsat 8的面向对象分类,研究区域为位于伊朗北部Mazandaran省的Siaroud分水岭,根据当地土地利用和土地覆盖的相关资料,确定了5个类别(森林,市区,果园,旱作

农业,灌溉农业),并进行了OLI波段的预处理和数据融合,将影像数据分割为对象,在此基础上进行分类。结果表明面向对象的方法在Landsat 8影像中的分类结果可靠,总体精度和Kappa系数分别为91.33%和0.86^[16]。

目前的研究中,主要采用光谱信息特征以及相关的植被指数作为辅助信息进行果树提取,该方法提取的果园分布精度相对较低。有学者提出融合光谱和空间纹理特征用于果树提取,大幅度提升了分类精度。但是因为研究区概况及不同地物特征的影响,不同分类方法对影像的分类精度有较大影响。因此,本文研究采用Sentinel-2遥感影像,以平凉地区多种特色苹果树种:红富士、瑞雪、爱妃、红将军、云奈维纳斯等为研究对象,通过户外调研收集苹果种植园样点数据;在GEE软件平台使用基于数据增强的梯度提升树法^[17-19]进行提取,并与其他经典的分类方法进行对比研究。最后通过遥感提取技术对平凉地区林果产业进行正确分类并统计其种植面积,为平凉地区智慧金果农业产业发展助力。

1 研究区概况与数据

1.1 研究区概况

平凉市位于甘肃省东部,介于34°54'N—35°43'N,108°30'E—107°45'E,东面和南面与陕西省相邻,北面与宁夏回族自治区相邻,总面积达到1.1万km²,如图1。平凉市受六盘山、陇山、华家岭等山脉隆起的影响,形成了东部黄土高原沟壑地貌、中南部中山山脉地貌、西部梁阜丘陵沟壑地貌3大地貌单元。根据平凉市2022年统计年鉴,该地区年平均气温为10.1℃,年平均降水量为511.2mm,属于典型的半干旱、半湿润的大陆性气候。因其独特的地理及气候环境,平凉市适宜种植苹果树,总种植面积为13万hm²,约占全市面积的11.9%,主要分布于静宁、庄浪、泾川、灵台、崆峒、崇信等6县区。

1.2 研究数据及预处理

1.2.1 影像数据 本文选择Landsat 8和Sentinel-2遥感影像数据进行实验,其中48景30m分辨率的Landsat影像数据通过GEE(<https://earthengine.google.com>)平台获取。此外,为保证目标提取精度,本文引入了30m分辨率的NASA发布的DEM(Digital Elevation Model)高程(Shuttle Radar Topography Mission, SRTM)数据,该数据可用于计算坡

度、坡向和阴影等信息,可作为特征信息辅助目标提取。

为确保所有数据的质量以及几何一致性,本文通过 ENVI 5.3 遥感影像处理软件对相关影像数据分别进行辐射校正、大气校正以及几何校正等预处

理,最后通过影像裁剪和镶嵌获得研究区的所有实验影像数据。对于逐月的 Sentinel-2 影像数据,需要通过 Landsat-8 填补 Sentinel-2 缺失部分,故需要进行 Landsat-8(MSI)与 Sentinel-2(OLI)数据校正,填补校正如表 1 所示。

表 1 基于 Landsat 8 数据的 Sentinel-2 影像校正

波段	OLI 和 MSI 传感器之间的变换关系	<i>n</i>	<i>R</i> ² (<i>P</i> 值)	OLI 与 MSI 平均差异 ($\bar{\Delta}$) (反射率 0—1, <i>NDVI</i> 0—1)	OLI 与 MSI 平均相对差异 ($\bar{\Delta}^*$)/%
蓝光波段	OLI=0.000 3+0.975 0 MSI MSI=0.003 9+0.9383 OLI	65,347,909	0.898 0 (<0.000 1)	-0.001 4	-4.64
绿光波段	OLI=0.001 5+1.030 4 MSI MSI=0.003 8+0.890 9 OLI	65,369,485	0.918 0 (<0.000 1)	0.003 4	4.80
红光波段	OLI=0.004 1+0.953 3 MSI MSI=0.000 6+0.990 2 OLI	65,373,243	0.944 0 (<0.000 1)	0.000 2	0.66
近红外波段 1 MSI Band 8	OLI=0.013 9+1.015 7 MSI MSI=0.009 8+0.879 5 OLI	65,380,048	0.893 3 (<0.0001)	0.017 1	7.97
近红外波段 2 MSI Band 8A	OLI=0.007 7+0.964 4 MSI MSI=0.014 7+0.935 5 OLI	65,380,148	0.902 2 (<0.000 1)	-0.000 3	-0.22
短波红外波段 1	OLI=0.003 4+0.952 2 MSI MSI=0.009 5+0.993 8 OLI	65,380,633	0.946 2 (<0.000 1)	-0.008 1	-3.56
短波红外波段 2	OLI=0.000 4+0.971 1 MSI MSI=0.006 5+0.984 4 OLI	65,380,028	0.956 0 (<0.000 1)	-0.004 1	-2.95

1.2.2 样本点数据 根据平凉市 2022 年的统计年鉴,将研究区主要的用地类型分为耕地、林地、草地、水域、建筑用地、裸地和果园,本文主要提取果园种植范围。为获取准确的样本数据用于解译标志的建立、算法模型参数的解算以及不同分类算法的验证^[20]。本文结合百度地图、谷歌地图等高分辨率遥感影像利用目视解译的方法创建不同土地利用类型的样本数据,根据研究区的苹果种植分布情况共选择样本点 1 000 个,样本点均匀分布在研究区内。将样本数据按 7:2:1 分成训练集、验证集和测试集,训练集用于不同分类方法的模型参数解算,验证集用于实时调整模型参数,测试集用于构建混淆矩阵^[21],对分类结果的精度进行评价,样本分布如图 1 所示。

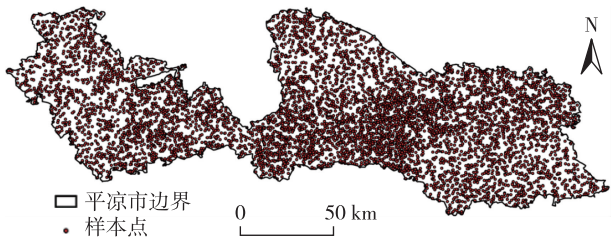


图 1 样点分布图

1.3 数据增强指标

本文方法将 *NDVI*, *RVI*, *EVI*, *SIPI*, *LSWI*(地表水指数), *NDWI* 等指标作为输入的一部分,实现对数据的增强。因此,本文对 2019—2023 年每个月的遥感影像分别计算所有样本点逐月的 *NDVI*, *RVI*, *EVI*, *SIPI*, *LSWI*, *NDWI* 指标^[22-24],如计算式(1)所示。此外,根据样本点的坐标提取所在位置的高程和地表覆盖类型数据。

$$\left\{ \begin{array}{l} NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \\ RVI = \frac{NIR}{R} \\ EVI = \frac{2.5(NIR - R)}{NIR + 6R - 7.5B + 1} \\ SIPI = \frac{NIR - B}{NIR - R} \\ LSWI = \frac{SWIR - NIR}{SWIR + NIR} \\ NDWI = \frac{G - NIR}{G + NIR} \end{array} \right. \quad (1)$$

其中,*R* 为红光波段的反射率值,*G* 为蓝光波段的反射率值,*B* 为绿光波段的反射率值,*NIR* 为近红光波段的反射率值,*SWIR* 为短波红外波段的反射

率值。

1.4 分类结果评价指标

为定量分析果树分类效果,本文采用整体精度 (Overall Accuracy, OA) 和 Kappa 系数^[25-26] 2 个指标对分类结果进行评价,2 种指标皆依托于混淆矩阵计算,详细的计算表达式为:

$$\left\{ \begin{array}{l} OA = \frac{\sum_{i=1}^k x_{ii}}{N} \\ Kappa \text{ 系数} = \frac{N \sum_{i=1}^k x_{ii} - \sum_{i=1}^k (x_{i+} \cdot x_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^k (x_{i+} \cdot x_{+i})} \end{array} \right.$$

其中, N 是所有观测点的总数, k 为混淆矩阵的

行数, x_{ii} 是位于第 i 行第 i 列的观测点个数, x_{i+} 和 x_{+i} 分别表示第 i 行的和以及第 i 列的和。不同的评价指标,根据特性均有不同的划分标准,为确保评价的可靠性,本研究选择 Cohen 提出的 Kappa 系数作为分类结果的评价标准^[11],如表 2 所示。

2 研究方法

本文对输入数据进行增强,采用梯度提升树算法对增强后的 Sentinel-2 遥感影像进行分类,并从中提取苹果种植区域。然后分别计算混淆矩阵和 Kappa 系数,对研究区内果树的分类结果进行评价分析。为验证本文方法的有效性,引入 CART 决策树分类、最小距离分类、支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 算法和随机森林 4 种算法进行对比分析^[27-34]。

表 2 Kappa 系数划分标准

标准	Kappa 值					
	<0.00	0.00—0.20	0.21—0.40	0.41—0.60	0.61—0.80	0.81—1.00
一致性程度	很差	较弱	弱	适中	显著	最佳

2.1 数据增强

Sentinel-2 拥有 13 个波段,波段之间存在较大的相似性,对分类模型产生较强的干扰,因此直接使用该数据难以获得高精度的分类结果。为提升研究区的果树分类精度,本论文对输入的遥感影像进行处理,分别计算 NDVI, RVI, EVI, SIPI, LSWI、NDWI 等指标,将 6 个指标作为 6 个波段与原始的 13 个归一化后的波段进行组合,构成 19 个波段。通过波段运算增强后,数据的丰富度和区分度得到大幅度的提升,然后将增强后的 19 个波段输入梯度提升树模型中,获得最终的高精度研究区土地分类结果。

2.2 梯度提升树

梯度提升树 (Gradient Boosting Decision Tree, GBDT) 属于集成算法中 boosting 类的一种算法,是目前最流行的集成学习算法之一^[14]。该方法以分类回归树作为学习器,分类回归树具有运算速度快、判断依据简单、鲁棒性强的特点,因此,被用作 GBDT 的学习器。基于提升法 (Boosting) 将多棵树进行集成^[15-22]。

该方法包含 2 部分:(1) 分类回归树通过二分歧分割在每个节点将样本空间进行分割,决策结果只提供“是”和“否”2 种选择;(2) 提升法是集成

多个弱学习器,产生一个新的强学习器,即通过多棵分类回归树来实现共同决策。GBDT 方法学习之前所有分类回归树结果之和的残差,在此基础上加上预测值后即成真值^[23-26]。

3 结果与分析

3.1 分类结果

图 2a 展示了基于数据增强的梯度提升树法对遥感影像的果树提取结果,图 2b 展示了果树样点的分布情况,果树提取结果与样点的分布情况较相似。通过对样点进行统计分析获得如表 3 所示的混淆矩阵。

由表 4 可知,本文方法分类结果的整体精度为 89.3%,Kappa 系数为 0.77,一致性程度显著,分类结果符合实际情况。为评价本文所用方法的精度和可靠性,分别从定性分析和定量分析 2 个角度对分类结果进行评价,并与其他 4 种算法进行对比。

表 3 梯度提升树分类结果的混淆矩阵

地物类别	果树	其他	总和
果树	589	11	600
其他	96	304	400
总和	685	315	1 000

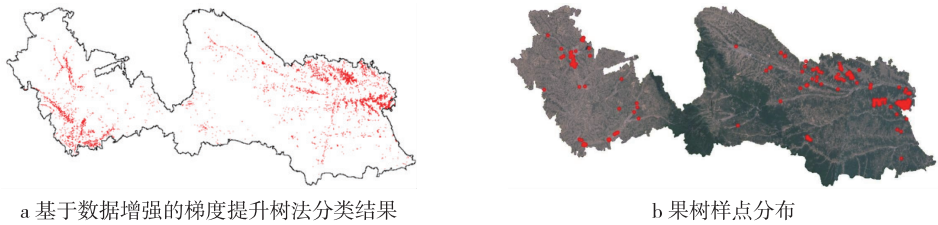


图 2 平凉市果园分布数据

3.2 定性分析

为评价本文方法的优劣,本文通过统计年鉴查询到平凉市果园数据,绘制出粗略的果园分布图,如图 3。通过与统计数据对比,最小距离法效果是最差的,其次是 CART 决策树和支持向量机,相比于

最小距离法效果更好,但是仍然存在较大的偏差。随机森林方法效果更好,但是与实际的分布数据对比,本文方法的果树提取结果与统计结果更一致。因此,在本文研究区域使用 Sentinel-2 影像的果树提取方法最优的是基于数据增强的梯度提升法。

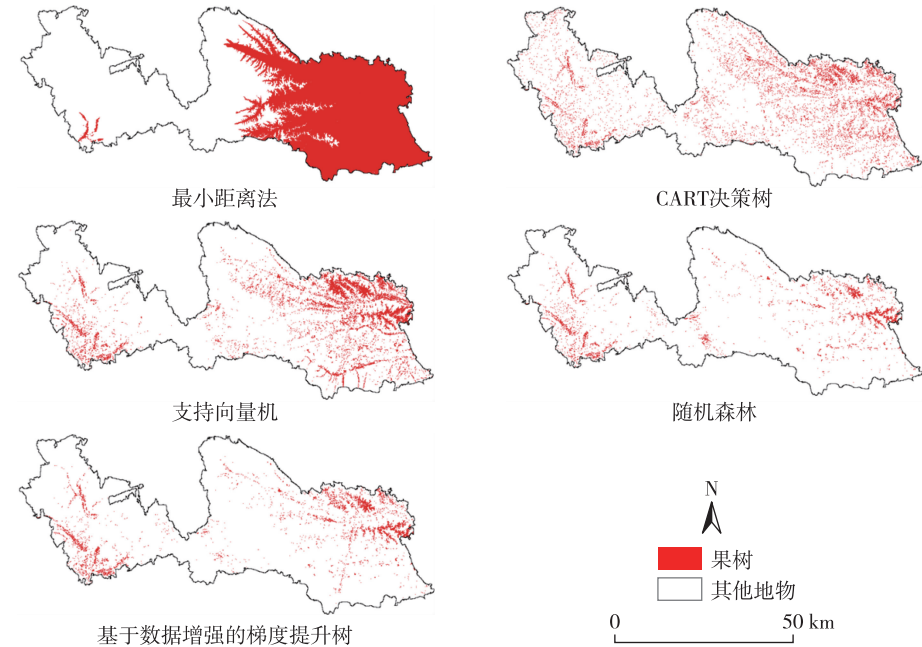


图 3 5 种方法的果树分类结果

3.3 定量分析

为定量分析分类结果,需要首先构建混淆矩阵。在整个研究区使用 ArcGIS 软件随机生成观测点 1 000 个(由于果树范围较少,需要固定在果树范围内随机生成点 600 个,然后在其他地物区域随机生成点 400 个),对于每种分类方法分别统计观测点的分类结果,从而得到表 5—8 所示的 5 种方法的混淆矩阵。

表 4 5 种方法的整体精度与 Kappa 系数					
类别	最小距离	CART 决策树	支持向量机	随机森林	梯度提升
整体精度/%	14.5	61.3	69.9	73.6	89.3
Kappa 系数	-0.64	0.22	0.39	0.47	0.77

表 5 最小距离法分类结果的混淆矩阵			
地物类别	果树	其他	总和
果树	104	496	600
其他	359	41	400
总和	463	537	1 000

由表 4 可知,最小距离法分类结果的整体精度为 14.5%,分类结果极差。Kappa 系数为-0.64,一致性程度很差,分类结果完全不符合实际情况,因此,该分类算法在本文研究区内无法使用。CART 决策树分类结果的整体精度为 61.3%,分类结果一般。Kappa 系数为 0.22,一致性程度较弱,分类结果无法满足实际需求,因此,该分类算法在本文研究区内的实验结果可靠性较差。支持向量机分类结

果的整体精度为 69.9%,分类结果较好。Kappa 系数为 0.39,一致性程度较弱,虽然整体精度较高,但是一致性较差,仍然表明该方法的分类可靠性较差,因此,该分类算法在本文研究区内难以满足实际需求。随机森林分类结果的整体精度为 73.6%,分类精度较高。Kappa 系数为 0.47,一致性程度显著,表明分类结果能反映一定的实际情况,但是可靠性仍然存疑,需要进一步核实真实的情况。

表 6 CART 决策树分类结果的混淆矩阵			
地物类别	果树	其他	总和
果树	367	233	600
其他	154	246	400
总和	521	479	1 000

表 7 支持向量机分类结果的混淆矩阵			
地物类别	果树	其他	总和
果树	412	188	600
其他	113	287	400
总和	525	475	1 000

表 8 随机森林分类结果的混淆矩阵			
地物类别	果树	其他	总和
果树	422	178	600
其他	86	314	400
总和	508	492	1 000

显然,5 种方法中,最小距离法的 Kappa 系数小于 0,一致性极差,不适用在本研究区进行果树提取。

Cart 决策树、支持向量机和随机森林 3 种方法分类精度均在 60% 以上,其中随机森林达到 73.6%,但 Kappa 系数均位于 0.2—0.5 之间,一致性较弱,分类结果可靠性不足。基于数据增强的梯度提升树法分类精度达到 89.3%,均远远超过其他 4 种方法,且 Kappa 系数为 0.77,表明一致性显著,相比于其他方法更稳定可靠。

3.4 果树面积变化分析

经过定量分析可知,梯度提升树算法精度高且可靠性强,因此本文采用梯度提升树方法对 2019—2022 年平凉市的果树种植范围进行提取,得到图 5,分别统计每年的果园种植面积可得表 9。

表 9 2019—2023 年平凉市及各区县果树种植面积 km ²					
地区	2019 年	2020 年	2021 年	2022 年	2023 年
平凉市	421.93	437.22	546.18	479.15	513.41
崇信县	19.83	21.94	32.51	21.85	25.11
华亭市	18.29	22.49	23.21	15.99	14.87
泾川县	156.91	108.05	140.65	97.25	89.08
静宁县	105.88	102.83	139.54	129.83	136.81
崆峒区	40.49	53.89	72.30	47.94	51.42
灵台县	38.72	83.29	60.31	88.14	91.43
庄浪县	59.24	62.89	100.60	98.03	104.69

表 9 表明 2019—2023 年平凉市果树种植面积整体呈上升趋势,在 2021 年有较大的增幅,达到 546.18 km²。

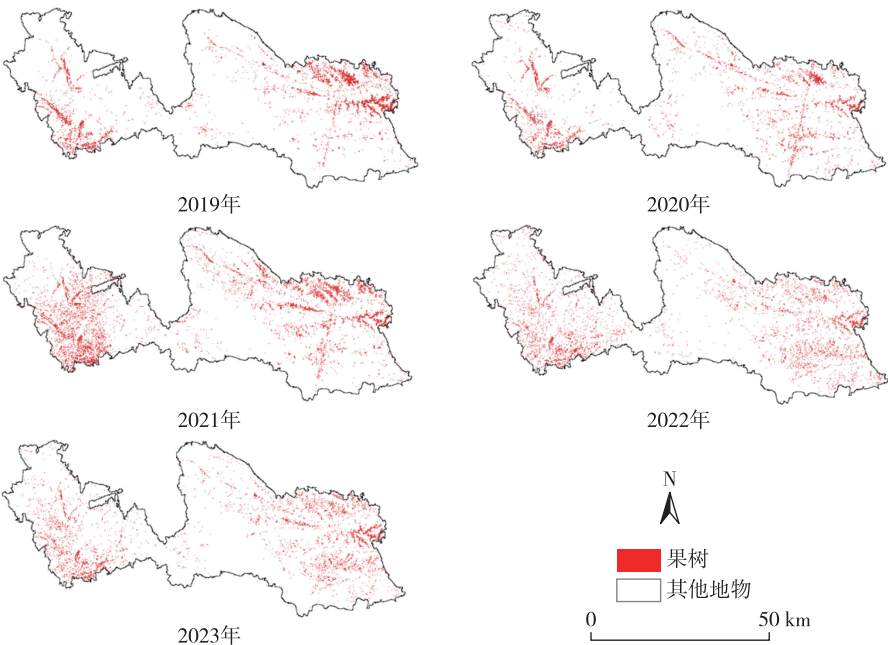


图 4 2019—2023 年梯度提升树法果树提取结果

根据统计结果可得到如下结论:

(1)果树种植面积最多的 2 个县分别是泾川县和静宁县,种植面积均在 100 km²以上,静宁县的种植面积除去 2021 年外,每年都在增加,而泾川县则相反,逐年递减;

(2)其次是庄浪县,该县的果树种植面积逐年上升;

(3)灵台县和崆峒区在 2019 年的种植面积相当,之后每年 2 个地区的种植面积整体都在上涨,但是灵台县的上升幅度远超过崆峒区,到 2023 年接近静宁县的 2 倍;

(4)崇信县和华亭市 2 个地区的果树种植面积均较少,5 a 间基本没有变化,接近 20 km²。这 2 个区域的 DEM 和坡度相比于其他区域均较大,因此果树种植面积小。

综上所述,平凉市各区县果树种植面积是不均衡的,跟各个地区的气候、地形地貌等均是相关的。因此,通过遥感影像提取种植面积有助于政府精确、实时掌握不同地区作物的种植情况以及产量估算等,为市场调控提供数据支撑。

4 总结与展望

4.1 总结

(1)本文采用基于数据增强的梯度提升树法提取平凉市的果树种植范围,总体精度达到 89.3%,Kappa 系数为 0.77,表明提取结果精度较高且一致性较强。

(2)为验证基于数据增强的梯度提升树法的精度和可靠性,分别使用 CART 决策树分类、最小距离分类、支持向量机和随机森林 4 种方法提取 2019 年平凉市的果园种植区域,并与本文方法提取结果进行对比分析。以欧空局提供的地表覆盖数据作为真值,通过生成 1 000 个随机观测点并统计分类结果,构建混淆矩阵,从而计算出 5 种方法分类结果的整体精度和 Kappa 系数。根据 2 个分类指标可知,本文方法分类精度最高,且 Kappa 系数表明分类结果一致性程度显著,均超过其他 4 种算法,故基于数据增强的梯度提升树法可用于平凉市的果树提取。

(3)本文在验证基于数据增强的梯度提升树法的有效性后,采用该方法提取 2019—2023 年平凉市的果园种植区域,获得连续 5 a 苹果种植面积的变化趋势:从 2019—2021 年种植面积一直提升,而到 2022 年却出现下降,直到 2023 年又开始增加。

(4)本文统计了平凉市各区县 2019—2023 年的果树种植面积情况,除泾川县外,其他区县种植面积均整体呈上涨趋势。泾川县和静宁县的果树种植面积最大,其次是庄浪县、灵台县和崆峒区,种植面积最小的是崇信县和华亭市。

4.2 展望

(1)山地丘陵等特殊地形,因为地理环境的影响,果树种植情况各不相同,这给果树种植面积的提取带来巨大的挑战。因此,将 DEM 和坡度等信息加入到分类模型中,充分挖掘这 2 种特征与果树目标之间的关系,有助于在特殊地形果树的提取,这将是今后研究的重点。

(2)本文采用基于数据增强的梯度提升树法提取果树,总体精度为 89.3%,对于大面积的提取精度仍然不足。而深度学习的方法在经典目标的提取精度已经超过了传统的机器学习算法。因此,后续的研究中可以考虑采用深度学习的方法进行果树提取。

(3)通过遥感技术可以精准、实时地获取果树的种植面积及空间分布情况,后续可研究不同地理环境对果树产量的影响,在提取种植面积的基础上估算产量,为政府决策提供可靠的数据支撑。

参考文献:

- [1] 方福平,程式华.水稻科技与产业发展[J].农学报,2018,8(1):92-98.
- [2] 陆 娣,付雪娇,岳铭鉴.辽宁省水稻产业发展现状及政策建议[J].辽宁农业科学,2020(6):57-59.
- [3] 杜培军,夏俊士,薛朝辉,等.高光谱遥感影像分类研究进展[J].遥感学报,2016,20(2):236-256.
- [4] 杨庆振,郭 敏,范新成.基于随机森林算法的高光谱遥感作物分类[J].测绘与空间地理信息,2023,46(4):149-151,154.
- [5] 马 玥,姜琦刚,孟治国,等.基于随机森林算法的农耕地土地利用分类研究[J].农业机械学报,2016,47(1):297-303.
- [6] 王全才.随机森林特征选择[D].大连:大连理工大学,2011.
- [7] 李宏达.基于梯度提升树和随机森林的 Sentinel-2 多季相数据土地覆被分类研究[D].西宁:青海师范大学,2021.
- [8] FRIEDMAN J H. Stochastic gradient boosting[J]. Computational Statistics & Data Analysis, 2002, 38(4): 367-378.
- [9] 李 根.基于梯度提升决策树的高速公路交织区汇入模型[J].东南大学学报(自然科学版),2018,48(3):563-567.
- [10] PRODHAN F A, ZHANG J, HASAN S S, et al. A review of machine learning methods for drought hazard monitoring and forecasting: Current research trends, challenges, and future research directions [J]. Environmental Modelling & Software, 2022, 149:105327.
- [11] 马陇飞,萧汉敏,陶敬伟,等.基于梯度提升决策树算法的岩性

- 智能分类方法[J].油气地质与采收率,2022,29(1):21-29.
- [12] 秦 泉,王 冰,李 峰,等.面向对象的 GF-1 卫星影像苹果树种植面积遥感提取研究——以山地丘陵地区的栖霞市为例[J].沙漠与绿洲气象,2020,14(2):129-136.
- [13] 周欣兴,赵 林,张文杰,等.基于 Sentinel-2 多时相影像的果树种植区遥感提取[J].浙江农业学报,2022,34(12):2767-2777.
- [14] WARNER T A, SHANK M C. Spatial autocorrelation analysis of hyperspectral imagery for feature selection[J]. Remote Sensing of Environment, 1997, 60(1): 58-70.
- [15] LUCAS R, BUNTING P, PATERSON M, et al. Classification of Australian forest communities using aerial photography, CASI and HyMap data[J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(5): 2088-2103.
- [16] SAOUR H. An NDVI synthesis method for multi-temporal remote sensing images based on k-NN learning: a case based on Landsat 8 data[J]. Remote Sensing Letters, 2018, 9: 6.
- [17] 张凌凡,陈忠辉,周天白,等.基于梯度提升决策树的露天矿边坡多源信息融合与稳定性预测[J].煤炭学报,2020,45(S1):173-180.
- [18] LAWRENCE R, BUNN A, POWELL S, et al. Classification of remotely sensed imagery using stochastic gradient boosting as a refinement of classification tree analysis[J]. Remote Sensing of Environment, 2004, 90(3): 331-336.
- [19] FRIEDMAN J H. Greedy function approximation: a gradient boosting machine[J]. Annals of Statistics, 2001: 1189-1232.
- [20] 芦 倩,赵维俊,黄 鑫.基于高分辨率遥感影像的土壤类型制图研究[J].甘肃农业大学学报,2022,57(6):188-197.
- [21] MARTIN M E, NEWMAN S D, ABER J D, et al. Determining forest species composition using high spectral resolution remote sensing data[J]. Remote Sensing of Environment, 1998, 65(3): 249-254.
- [22] 吴路华,陈 丹,杨东妮.贵州武陵山区植被 NDVI 时空演变及其未来持续性特征[J].科学技术创新,2023(23):75-79.
- [23] GRAJSKI K A, BREIMAN L, DI PRISCO G V, et al. Classification of EEG spatial patterns with a tree-structured methodology: CART[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1986(12): 1076-1086.
- [24] LIU W, CHEN Z, HU Y, et al. A systematic machine learning method for reservoir identification and production prediction[J]. Petroleum Science, 2023, 20(1): 295-308.
- [25] 许文宁,王鹏新,韩 萍,等. Kappa 系数在干旱预测模型精度评价中的应用——以关中平原的干旱预测为例[J].自然灾害学报,2011,20(6): 81-86.
- [26] 李 慧.一种改进的随机森林并行分类方法在运营商大数据的应用[D].成都:电子科技大学,2015.
- [27] 罗 信,闫奇奇,宋思涵,等.遥感影像中辫状河道提取的 CART 决策树分类方法研究[J].计算机时代,2022(8):6-9.
- [28] 党 涛,李亚妮,罗军凯,等.基于最小距离法的面向对象遥感影像分类[J].测绘与空间地理信息,2017,40(10):163-165,169,173.
- [29] 李一蜚,秦 凯,李 丁,等.基于梯度提升回归树算法的地面臭氧浓度估算[J].中国环境科学,2020,40(3): 997-1007.
- [30] NIU W, LU J, SUN Y. Development of shale gas production prediction models based on machine learning using early data[J]. Energy Reports, 2022, 8: 1229-1237.
- [31] 李 根.基于梯度提升决策树的高速公路交织区汇入模型[J].东南大学学报(自然科学版),2018,48(3): 563-567.
- [32] 张凌凡,陈忠辉,周天白,等.基于梯度提升决策树的露天矿边坡多源信息融合与稳定性预测[J].煤炭学报,2020,45(S1):173-180.
- [33] VAPNIK V, CHAPELLE O. Bounds on error expectation for support vector machines[J]. Neural Computation, 2000, 12(9): 2013-2036.
- [34] 方匡南,吴见彬,朱建平,等.随机森林方法研究综述[J].统计与信息论坛,2011,26(3):32-38.

关于“扬州市森林、湿地生态系统外来入侵植物调查分析与管理对策”一文的撤稿声明

《江苏林业科技》编辑部:

我们在《江苏林业科技》2024 年第 51 卷第 1 期发表的“扬州市森林、湿地生态系统外来入侵植物调查分析与管理对策”一文,经过自查,发现部分内容涉及了未经授权的外来入侵物种普查数据,为避免对外来入侵物种防控工作造成不良影响,特申请撤稿,并对其负面影响向编辑部致歉。

郝奇林,赵景奎,赵明,殷海天,方天雨

2024 年 7 月 10 日