

面向 Sentinel-2A 影像的大理市土地利用 分类方法适用性研究

贾玉洁^{1,2}, 刘云根^{1,2}, 杨思林¹, 王 妍^{1,2}, 张 超³, 徐红枫¹, 郑淑君¹

(1. 西南林业大学 生态与环境学院, 云南 昆明 650224; 2. 西南林业大学 云南省山地农村生态环境演变与污染防治重点实验室, 云南 昆明 650224; 3. 西南林业大学 林学院, 云南 昆明 650224)

摘要: 【目的】获取更高效、准确的土地利用自动分类方法, 为后续的高原山区土地利用分类研究提供理论支撑。

【方法】选取中国典型的高原山区云南省大理市为研究区域, 以 Sentinel-2A 影像为对象, 提出一种面向对象特征的决策树分类方法, 并将此方法分类结果与传统的 ISODATA 法和最大似然法土地利用分类结果进行对比。【结果】①面向对象特征的决策树方法分类结果在空间分布和各地类的面积统计方面都优于 ISODATA 法和最大似然法, 与研究区实际土地利用面积数据更为接近; ②在大理市, 最大似然法在水体和林地的提取上适用性较好, 而面向对象特征的决策树分类方法在农田、草地、建设用地和其他这些地类的区分上适用性更强, 且在冰川积雪的提取上也有更好的提取效果; ③相比与传统的 ISODATA 法和最大似然法分类结果精度, 面向对象特征的决策树分类方法可进一步提高分类精度, 总体分类精度可达 90.20%, Kappa 系数为 87.95%。【结论】相较于传统的分类方法, 先粗分类再进一步细分的分类思想, 可避免区域之间的混淆问题。面向对象特征与决策树相结合的组合分类方法在高原山区有着更好的适用性, 可以有效提高高原山区分类精度。图 3 表 7 参 26

关键词: Sentinel-2A 影像; 大理市; 土地利用; 遥感分类; 适用性

中图分类号: S758; F301.2 文献标志码: A 文章编号: 2095-0756(2022)06-1350-09

Applicability of land use classification method in Dali City based on Sentinel-2A image

JIA Yujie^{1,2}, LIU Yungen^{1,2}, YANG Silin¹, WANG Yan^{1,2}, ZHANG Chao³, XU Hongfeng¹, ZHENG Shujun¹

(1. College of Ecology and Environment, Southwest Forestry University, Kunming 650224, Yunnan, China; 2. Yunnan Key Laboratory of Ecological Environment Evolution and Pollution Control in Mountainous and Rural Areas, Southwest Forestry University, Kunming 650224, Yunnan, China; 3. College of Forestry, Southwest Forestry University, Kunming 650224, Yunnan, China)

Abstract: [Objective] The purpose of this study is to obtain more efficient and accurate automatic land use classification methods, so as to provide theoretical support for the follow-up study of land use classification in plateau mountainous areas. [Method] Taking Dali City, a typical plateau mountainous area of Yunnan Province in China, as the research area and Sentinel-2A image as the object, an object-oriented decision tree classification method was proposed and compared with traditional ISODATA classification method and maximum likelihood method. [Result] (1) The classification results of object-oriented decision tree method

收稿日期: 2022-01-21; 修回日期: 2022-06-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (32160405); 云南省高原湿地保护修复与生态服务重点实验室开放基金项目 (202105AG070002)

作者简介: 贾玉洁 (ORCID: 0000-0003-0184-0266), 从事环境生态遥感研究。E-mail: 2443972318@qq.com。通信作者: 杨思林 (ORCID: 0000-0003-1671-8482), 副教授, 博士, 从事高原湖泊水环境研究。E-mail: 84458250@qq.com

were better than those of ISODATA classification method and maximum likelihood classification method in terms of spatial distribution and area statistics of various classes, and were closer to the actual land use area data of the study area. (2) In Dali, the maximum likelihood classification method had better applicability in the extraction of water body and forest land, while the object-oriented decision tree classification method had stronger applicability in the extraction of farmland, grassland, construction land and other land types, and had better extraction effect in the extraction of glacier snow. (3) Compared with the traditional ISODATA method and maximum likelihood method, the object-oriented decision tree classification method could further improve the classification accuracy. The overall classification accuracy could reach 90.20% and the Kappa coefficient was 87.95%. [Conclusion] Compared with the traditional classification methods, the idea of coarse classification before fine classification can avoid the confusion between regions. The combination of object-oriented features and decision tree has better applicability in plateau mountainous areas, and can effectively improve the classification accuracy. [Ch, 3 fig. 7 tab. 26 ref.]

Key words: Sentinel-2A image; Dali City; land use; remote sensing classification; applicability

土地利用是城市发展规划及资源开发利用的关键信息,同时也是区域土地利用变化研究的重要基础^[1]。然而高原山区的遥感影像自动分类相比其他地形区而言,传统的遥感分类方法在分类精度上受各方面因素影响,难以满足研究需求^[2]。传统的监督分类方法和非监督分类方法,是基于像元的数理统计法,地物分类时考虑的主要为像元的光谱信息,对遥感影像的形状、纹理及空间关系等利用不够充分^[3],容易发生“同物异谱”和“同谱异物”。近年来,国内外许多学者尝试利用不同类型遥感影像来提高土地利用分类精度,在遥感影像的使用上多以 Landsat 和 Modis 系列的中低分辨率数据为主,分类精度经常受到影像空间分辨率的限制,在地物破碎的区域提取草地、水塘和小规模村庄等时存在较大的局限性^[4]。近年来采用高分辨率卫星作为实验数据的分类研究逐年增多^[5-7],高分辨率影像可利用清晰的地物几何特征和纹理等信息,具有覆盖范围大、重访周期短、定量化探测等优点,但影像成本较高,获取难度较大^[8]。哨兵二号遥感卫星最高的空间分辨率可达 10 m,与传统遥感数据相比, Sentinel-2A 遥感数据新增加的 4 个红边波段与叶绿素含量关系紧密^[9]。在地物提取分类研究领域中,近年来有众多学者运用红边波段进行湿地提取^[10]、作物识别^[11]、地物类型划分^[12]等方面的研究,均取得了较好的效果。随着计算机和 3S 技术的发展,遥感研究的逐渐深入,新的分类方法不断涌现,如多重滤波^[13]、面向对象分类法^[14]、模糊分类法^[15]、随机森林分类法^[16]、神经网络法^[17]等。尽管这些分类方法在不同程度上均提高了分类精度,然而在分类结果中依然存在着或多或少的“椒盐效应”^[18]。本研究以云南省大理市为研究区域,以 Sentinel-2A 遥感影像为数据源,提出一种面向对象特征与决策树规则相结合的分类方法,依靠多维遥感信息复合技术,充分利用地物的光谱特征^[19]、几何结构和纹理等提高遥感影像在大理市不同土地利用类型的区分效果,可探索提高高原山区分类精度的有效途径。

1 研究区概况

云南省大理市地处云贵高原,大理州中部,25°25′~25°58′N,99°58′~100°27′E,总面积为 1 815 km²,基础海拔 1 000 m 以上,地面起伏较大,地形以山地为主,其中山地面积为 1 278.8 km²,山区、半山区面积达 70.5%。总体特征是西北高,东南低,四周高,中间低。研究区地处盆地,中部是洱海,被四周的高山环抱,西部是苍山,东侧为马尾山,四周山坡均朝向洱海。

2 研究方法

2.1 数据来源与预处理

本研究使用的 Sentinel-2 数据源通过欧空局的哥白尼数据中心下载,辅助数据包括 2.5 m 天地图影像数据和从地理空间数据云获取的大理市行政边界矢量数据。利用欧洲航天局 (ESA) 官方提供的 SNAP 软件和 sen2cor 插件对下载的原始影像进行大气校正,得到 L2A 级数据,采用最近邻插值法将波段重采样为

10 m 分辨率, 基于 ENVI 软件对其进行几何校正。因高原山区云雾较多, 为降低影像云覆盖对分类精度影响, 将 2020 年 1 月 1 日至 12 月 31 日大理市 Sentinel-2A 影像最小云量进行年度多时相合成, 通过大理市行政边界矢量数据对遥感影像数据进行裁剪。

2.2 土地利用分类体系

土地利用分类标准在参照 GB/T 21010—2017《土地利用现状分类标准》^[20] 的基础上结合高原山区各方面特征, 将研究区分为七大类, 选出准确可靠的 7 个类型样本, 进行样本间的分离度计算, 计算结果如表 1 所示。

2.3 面向对象特征的决策树分类

2.3.1 决策树分类模型粗分类 为能充分利用基于像素和面向对象分类方法优势, 组合方法已被广泛应用于土地利用分类领域^[21]。QUEST 决策树从运算速度和分类精度方面均衡考量, 优于其他决策树方法^[22]。利用面向对象特征的遥感分类方法, 可结合研究对象的光谱、形状、纹理、空间关系等不同属性信息, 将相同性质的像元组成为基本处理单元“对象”完成分类^[23]。对研究区各地物类型的光谱特征、纹理特征和几何特征分析后, 以第 3 绿光波段、第 8 近红外波段、第 4 红波段和第 11 短波红外为特征波段, 再提取农田、草地、冰川积雪和其他等 4 个不同类别地类的面向对象特征, 根据各特征建立分类规则进行建模。构建面向对象特征与 QUEST 决策树相结合的分类模型, 如图 1 所示。

表 1 各种类型地物样本组合的 Jeffries-Matusita 距离

土地利用类型	分离度	土地利用类型	分离度
林地-农田	1.953	农田-其他	1.994
林地-水体	2.000	水体-草地	1.993
林地-草地	1.895	水体-建设用地	2.000
林地-建设用地	1.998	水体-冰川积雪	1.998
林地-冰川积雪	1.995	水体-其他	1.996
林地-其他	1.994	草地-建设用地	1.996
农田-水体	1.983	草地-冰川积雪	1.997
农田-草地	1.894	草地-其他	1.996
农田-建设用地	1.993	建设用地-冰川积雪	1.992
农田-冰川积雪	1.993	建设用地-其他	1.983
冰川积雪-其他	1.990		

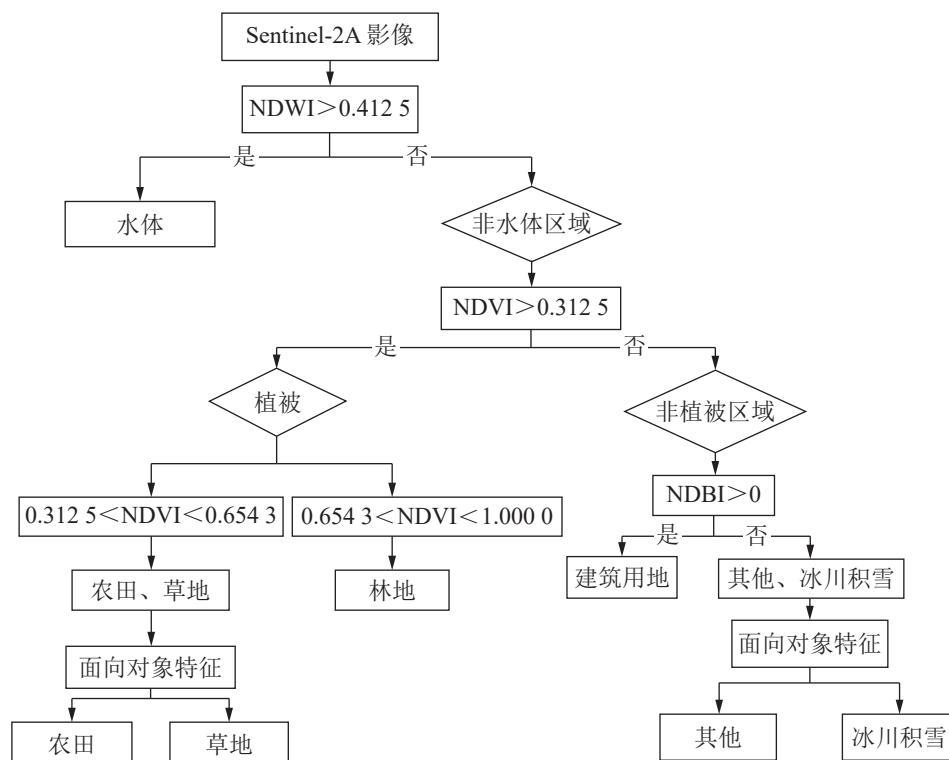


图 1 分类模型流程图

Figure 1 Flow chart of classification model

①水体区域提取。基于研究区实地情况, 本研究采取归一化差异水体指数 (NDWI) 方法^[24] 将研究区水体部分划分出来。根据对样本数据的初步分析以及人工判读, 先将 QUEST 决策树分类条件设置为

NDWI>0.412 5。②植被区域提取。因为 Sentinel-2 数据的优势是在红边范围含有 3 个波段的数据，且研究区是典型的高原山区，全域植被覆盖率较高，所以归一化植被指数 (NDVI) 能从影像中更加有效地提取植被区域^[25]。以此为基础将决策树分类条件设置为 NDVI>0.312 5，可将植被区域与非植被区域分离开，且不与水体区域混淆。再通过设置 NDVI 指数范围阈值，进一步将植被中的农田、草地分类条件设置为 0.312 5<NDVI<0.654 3，林地则设置为 0.654 3<NDVI<1.000 0。③非植被区域提取。将研究区的水体和植被两大类提取成功后，其余部分则为非植被区域。为了进一步将建筑用地从非植被区域提取出来，在前几步的基础上又计算了归一化建筑指数 (NDBI)，并将 QUEST 决策树分类条件设置为 NDBI>0，发现此时可将研究区大部分建设用地从非植被区域提取出来。

2.3.2 面向对象特征的细分类 面向对象可充分利用各对象各类特征信息，本研究使用了面向对象的光谱特征、几何特征和纹理特征，其定义如表 2 所示。

表 2 面向对象特征定义表

Table 2 Object oriented feature definition

类别	特征	定义和公式
光谱特征	光谱均值	斑块内像素光谱均值
纹理特征	纹理特征	灰度共生矩阵(GLCM, 包括5×5卷积模板内的均值、方差、同质性、熵值、对比度、二阶矩、相关性)
	面积	斑块总面积
几何特征	延伸率	最大直径与最小直径比值
	矩形形状参数	矩形形状度量值(Rect)=面积/(最大直径×最小直径)

本研究采用多尺度分割算法进行影像分割，共设置了一个分割层次，主要目的是将农田与草地、冰川积雪与其他进行区分。在确保影像分类精度的前提下进行多次实验，最终结果表明：分割尺度设置为 30 较为适宜，此时，各个分类对象均有较好的可分离性，且各个对象内部的同质性较高。再根据相邻对象的纹理特征和内部一致性确定归并尺度，对分割好的原始影像进行迭代归并，进一步完成相邻同类对象的归并。经多次实验，确定的归并尺度为 65 最为适宜。①草地与农田的面向对象特征。草地与农田相比，具有规则的几何形状，同时，草地与农田的光谱均值也有一定差异。所以，可将农田的对象筛选条件设置为：面积>3 000 m²，矩形形状参数>0.3，光谱均值>3 000 nm，余下不满足设定的农田筛选条件的地区为草地。②冰川积雪与其他的面向对象特征。其他用地类型延伸率较小且形状不规则，光谱均值也有较大差异，而冰川积雪大都分布于苍山高海拔地区，且连续性高，面积较大。所以为将两者区分开来，设定其他用地的筛选条件为：延伸率<3.5，1 210 nm<光谱均值(第 4 波段)<1 360 nm，1 225 nm<光谱均值(第 3 波段)<1 335 nm，1 400 nm<光谱均值(第 2 波段)<1 465 nm，符合该条件的区域可判定为其他用地，余下不满足设定条件的则为冰川积雪。

2.4 其他分类方法

本研究还运用了最大似然分类法、ISODATA 法与面向对象特征决策树法进行比较。ISODATA 法分类与最大似然法均未引入面向对象特征，ISODATA 法使用 ENVI 5.3 软件，选择 IsoData 分类器，预设 22 个类别和最大迭代次数为 10 进行分类计算，最后通过目视识别分类结果合并为本研究的 7 个类别。最大似然法基于 ENVI 5.3 软件使用 ROIS 方法定义 7 类训练样本进行分类。面向对象特征决策树分类使用 IDL8.5 结合 ENVI 5.3 编程实现。

2.5 精度评定

为了检验研究区影像分类解译结果的可信度，通过野外调查和 2.5 m 精度的天地图相结合的方式目视判读检验研究区各个样本点的真实土地利用类别，采用误差矩阵方法进行检验。在研究区内利用 ArcGIS 软件随机生成 500 个检验样本点，各地类验证点个数如表 3 所示。

3 结果与分析

3.1 不同分类方法空间分布比较

将 3 个分类结果与同期高分辨率天地图影像进行叠加对比(图 2)：ISODATA 法相比前 2 种方法虽然

显示结果较差,但具有明显特征的地物基本都能被识别出来,冰川积雪与建筑用地因光谱特征类似,从而产生了部分混淆。最大似然分类和面向对象决策树分类得到的研究区地物分布与天地图影像显示结果基本一致。但是,由于高原山区草地和部分农田分布较为破碎,且研究区地表植被覆盖度较高,所以利用最大似然方法提取的某些林地、草地和面积较小的农田会产生部分混淆。而面向对象决策树分类由于构建特征指数将不同地物差异放大,且引入了面向对象特征,更有利于决策规则的制定,所以提取的结果在空间表现上相比与其他分类方法更合理。

表 3 各地类验证点个数

Table 3 Number of verification points of each class		
土地利用类型	天地图验证点个数	野外调查验证点个数
水体	94	5
林地	68	58
建设用地	54	6
农田	67	18
草地	89	8
冰川积雪	13	0
其他	16	4

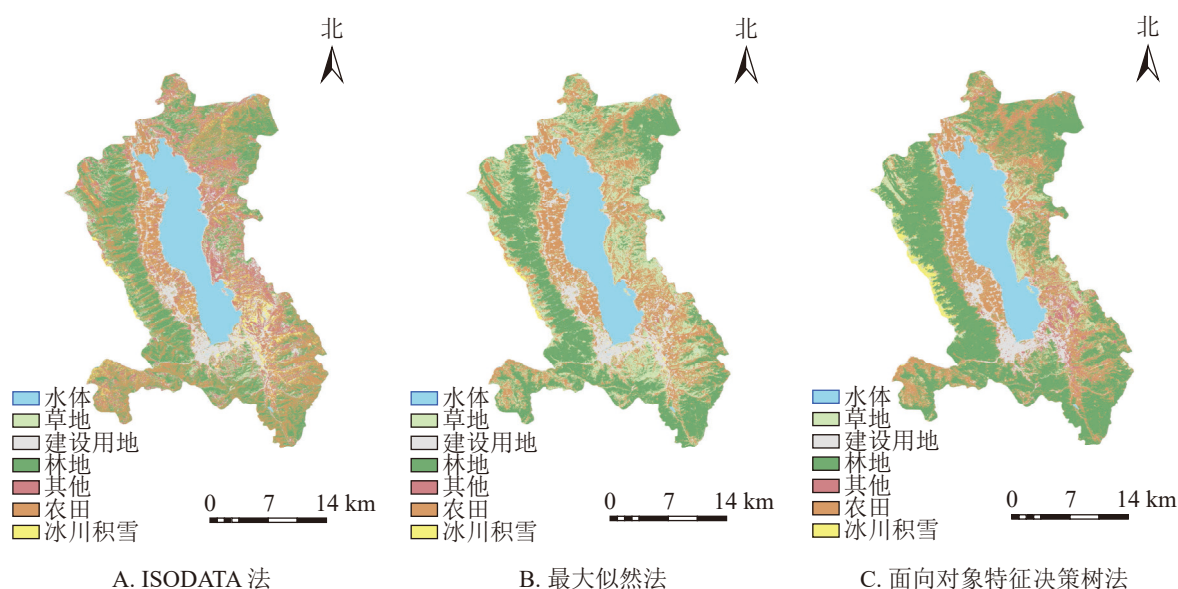


图 2 基于不同分类方法得到的大理市 2020 年土地利用类型示意图

Figure 2 Land use type map of Dali City in 2020 based on different classification methods

对 3 种土地利用分类方法各地类的面积进行统计,并与欧空局公布的 2020 年 10 m 分辨率土地利用数据进行验证对比。结果如图 3 所示:面向对象特征的决策树法提取的研究区内林地面积最大,其次是农田、草地、水体、建设用地和冰川积雪,面积最小的为其他用地:3 种分类方法中此方法结果与研究区的实际情况最为符合。ISODATA 法基于机器学习,在地物分布较为破碎的区域,机器学习的效果会受样本中噪声的影响,产生过拟合现象。最大似然法是基于统计分析的原理,可减轻样本中噪声的影响,提取结果在空间分布上也更为合理。面向对象特征的决策树法以对象为处理单元,充分利用研究对象的光谱、形状、纹理、空间关系等不同属性信息,所以提取的结果与实际情况最为接近。

3.2 不同地类的方法适用性比较

为进一步比较不同方法下各类地物的提取差异,采用 2.5 m 天地图的 500 个样点结合野外调查对 3 种方法的分类结果进行验证,利用误差矩阵分析得到的分类结果进行精度评价,结果如表 4 所示。从制图精度角度看,ISODATA 法制图精度由高到低依次是其他、建设用地、水体、林地、农

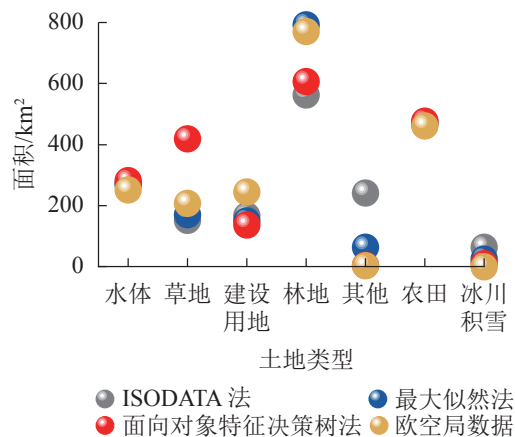


图 3 各类地物面积统计

Figure 3 Area statistics of various features

田、冰川积雪和草地，其中精度最高的其他为 89.37%，最低的草地仅为 58.00%。对于用户精度，ISODATA 法的水体用户精度最高，为 97.44%。余下的地类用户精度由高到低分别为林地、其他、冰川积雪、草地、建设用地和农田。从以上 2 个精度对比来看，林地和水体的分类精度最高，建设用地、草地、冰川积雪和其他分类精度也较高，农田分类精度较低。分析认为，由于水体的光谱特性相对单一，误分状况较少。而林地、农田和草地三者误分与互相之间光谱特性重合有较大关系。建设用地的误分区域主要分布在洱海周边和建成区周围的裸地，因裸地和房屋具有相似的高反射特性，主要误分为建设用地和草地，草地和冰川积雪误分为建设用地由光谱特性相近导致。

表 4 ISODATA 法遥感解译误差矩阵

Table 4 ISODATA remote sensing interpretation error matrix

土地利用类型	林地	建设用地	农田	水体	草地	其他	冰川积雪	参考样本数	用户精度/%
林地	93	0	3	0	4	0	0	100	93.00
建设用地	0	67	0	7	5	5	3	87	77.01
农田	16	2	47	0	2	1	7	75	62.67
水体	0	0	0	76	2	0	0	78	97.44
草地	3	0	0	3	29	2	0	37	78.38
其他	0	4	2	0	8	71	0	85	83.53
冰川积雪	0	2	6	0	0	0	30	38	78.95
分类样本数	112	75	58	86	50	79	40	500	
制图精度/%	83.04	89.33	81.03	88.37	58.00	89.37	75.00		

由表 5 可得：基于最大似然法的水体制图精度最高，为 94.79%，余下 6 个地类制图精度由高到低分别为林地、草地、其他、农田、冰川积雪和建设用地。用户精度最高的地类是水体，为 100.00%，其他地类用户精度由高到低分别是林地、建设用地、草地、农田、其他和冰川积雪。冰川积雪精度最低，仅为 66.67%。通过分析认为，水体的光谱特性较为单一，极少出现误分。充分利用不同类型的光谱表现特征和周边地理环境，所以林地和农田区分度较好，但和草地仍有部分混淆。部分建设用地位于山区，受周边地理环境影响较大，加之城区建设用地光谱特征较为复杂。农田误分主要是误分为林地、草地和建设用地，由于前三者均属于绿色植被，在气温湿度均较好的情况下，选择样本时会经常造成 3 类间的误分。与建设用地的误分由于山区农田与建设用地交错分布，难以分辨。其他地类误分为建设用地由于两者具有相似的高反射特性，极易造成混淆。

表 5 最大似然法遥感解译误差矩阵

Table 5 Maximum likelihood remote sensing interpretation error matrix

土地利用类型	林地	建设用地	农田	水体	草地	其他	冰川积雪	参考样本数	用户精度/%
林地	119	0	0	0	2	0	0	121	98.35
建设用地	3	51	2	5	1	2	0	64	79.69
农田	6	4	61	0	4	4	1	80	76.25
水体	0	0	0	91	0	0	0	91	100.00
草地	5	4	7	0	55	0	3	74	74.32
其他	0	14	2	0	0	36	0	52	69.23
冰川积雪	1	4	0	0	1	0	12	18	66.67
分类样本数	134	77	72	96	63	42	16	500	
制图精度/%	88.81	66.23	84.72	94.79	87.30	85.71	75.00		

由表 6 可以看出：基于面向对象特征决策树法中的水体制图精度仍是最高，为 93.94%，其他地类制图精度由高到低分别是林地、农田、草地、建设用地、其他和冰川积雪。冰川积雪虽然精度最低，但仍达 76.92%。面向对象特征决策树法制图精度由高到低分别是水体、其他、林地、冰川积雪、草地、农田和建设用地，其中用户精度最高的水体为 95.88%，最低的建设用地精度为 83.61%。分析认为，误分情况主要是由于决策树粗分类时 3 个指数的参数设置原因。农田和草地之间的部分误分也与面向对象特征

参数设置有关,此方法分类中冰川积雪和其他 2 个地类无错分现象,由此看出面向对象特征参数设置较为适合。

表 6 面向对象特征决策树法遥感解译误差矩阵

Table 6 Remote sensing interpretation error matrix of object-oriented feature decision tree method

土地利用类型	林地	建设用地	农田	水体	草地	其他	冰川积雪	参考样本数	用户精度/%
林地	118	0	2	0	5	0	0	125	94.40
建设用地	0	51	3	3	1	2	1	61	83.61
农田	4	2	76	0	4	1	2	89	85.39
水体	1	2	0	93	1	0	0	97	95.88
草地	3	3	4	3	86	0	0	99	86.87
其他	0	1	0	0	0	17	0	18	94.44
冰川积雪	0	1	0	0	0	0	10	11	90.91
分类样本数	126	60	85	99	97	20	13	500	
制图精度/%	93.65	85.00	89.41	93.94	88.66	85.00	76.92		

以上精度分析可以看出,面向对象特征决策树法相比于其他方法在农田、草地、建设用地和其他这 4 类分类精度上有了显著提高,且在高原山区特有地类冰川积雪的信息提取上也有较好的适用性。而对于研究区水域和林地的提取来说,最大似然法的适用性更好。

3.3 不同分类方法总体精度比较

一般总体精度在 80% 以上可以认为精度良好,表 7 表明:3 种分类方法分类精度良好。其中,ISODATA 法总体分类精度最低,但也满足基本分类需求,总体分类精度为 82.60%,Kappa 系数为 79.40%;其次是最大似然法,总体分类精度较 ISODATA 法略有提高,总体分类精度为 85.00%,

Kappa 系数为 81.90%,但最大似然法基于机器学习的提取方法也可能会带来过拟合效应,导致提取精度偏高;面向对象特征决策树分类方法精度最高,总体分类精度可达 90.20%,Kappa 系数为 87.95%,说明此方法的分类结果与实际情况最为贴近,更加适用于高原山区土地利用分类。

表 7 3 种分类方法比较

Table 7 Comparison of three classification methods

分类方法	总体分类精度/%	Kappa系数/%
ISODATA法分类	82.60	79.40
最大似然法分类	85.00	81.90
面向对象特征决策树法	90.20	87.95

4 结论

本研究结果表明:①从地物空间分布上看,面向对象与决策树相结合的方法得到的最终分类结果与同期高分辨率天地地图影像较为一致,表明与地物的实际分布情况更为接近。②从地类方法适用性角度来看,最大似然分类法在水域和林地的提取上适用性较好,面向对象特征决策树法在农田和草地、建设用地和其他这些光谱特征较为相似的地类区分度较好。在高原山地特有的地类冰川积雪提取上也表现出了极大的优越性。③从不同方法总体分类精度角度看,面向对象特征的决策树法在大理市的土地利用信息提取中效果最好,总体分类精度和 Kappa 系数分别为 90.20% 和 87.95%,较传统的最大似然法和 ISODATA 法分类精度均有提升,可实现大理市土地利用的高精度提取。

本研究在进行大理市土地利用分类时,利用先粗分类再进一步细分类的思想,将面向对象特征与决策树规则相结合,粗分类先设计决策树分类规则,在决策树基础上进行类别的细分类,此方法可避免区域之间的混淆问题,反映了提高遥感影像分类精度的一个方法,具有良好的应用前景^[26]。面向对象特征辅助决策树分类,其分类精度和准确性虽有提高,但与欧空局面积仍存在一定的出入,说明分类过程中仅提取面向对象特征辅助是不够的。因此,在今后的计算机分类过程中,需进一步加强遥感影像计算机自动解译的研究,充分利用地物形状、纹理、空间关系、空间位置等特征,对影像进行综合评判,提高影像的分类精度。

5 参考文献

- [1] 郎文婧, 李效顺, 卞正富, 等. 徐州市区土地利用格局变化分析及其空间扩张模拟[J]. *生态与农村环境学报*, 2017, **33**(7): 592 – 599.
LANG Wenjing, LI Xiaoshun, BIAN Zhengfu, *et al.* Analysis of land use pattern change and spatial expansion simulation in Xuzhou [J]. *J Ecol Rural Environ*, 2017, **33**(7): 592 – 599.
- [2] 李万源, 田佳, 马琴, 等. 基于 Google Earth Engine 与机器学习的黄土梯田动态监测[J]. *浙江农林大学学报*, 2021, **38**(4): 730 – 736.
LI Wanyuan, TIAN Jia, MA Qin, *et al.* Dynamic monitoring of loess terraces based on Google Earth Engine and machine learning [J]. *J Zhejiang A&F Univ*, 2021, **38**(4): 730 – 736.
- [3] 谭磊, 赵书河, 罗云霄, 等. 基于对象特征的山东省丘陵地区多时相遥感土地覆被自动分类[J]. *生态学报*, 2014, **34**(24): 7251 – 7260.
TAN Lei, ZHAO Shuhe, LUO Yunxiao, *et al.* Automatic classification of land cover based on multi temporal remote sensing in hilly areas of Shandong Province [J]. *J Ecol*, 2014, **34**(24): 7251 – 7260.
- [4] 周珂, 杨永清, 张俨娜, 等. 光学遥感影像土地利用分类方法综述[J]. *科学技术与工程*, 2021, **21**(32): 13603 – 13613.
ZHOU Ke, YANG Yongqing, ZHANG Yanna, *et al.* Summary of land use classification methods of optical remote sensing images [J]. *Sci Technol Eng*, 2021, **21**(32): 13603 – 13613.
- [5] 杨知, 欧文浩, 刘晓燕, 等. 基于 LinkNet 卷积神经网络的高分辨率遥感影像水体信息提取[J]. *云南大学学报 (自然科学版)*, 2019, **41**(5): 932 – 938.
YANG Zhi, OU Wenhao, LIU Xiaoyan, *et al.* Water information extraction from high resolution remote sensing images based on LinkNet convolutional neural network [J]. *J Yunnan Univ Nat Sci Ed*, 2019, **41**(5): 932 – 938.
- [6] 尹华锋, 苏程, 冯存均, 等. 基于样本知识挖掘的高分辨率遥感图像水稻种植信息提取方法[J]. *浙江大学学报 (农业与生命科学版)*, 2018, **44**(6): 765 – 774.
YIN Huafeng, SU Cheng, FENG Cunjun, *et al.* Extraction of rice planting information from high-resolution remote sensing images based on sample knowledge mining [J]. *J Zhejiang Univ Agric Life Sci Ed*, 2018, **44**(6): 765 – 774.
- [7] 甘甜, 李金平, 李小强, 等. 面向对象的高分辨率遥感影像建筑物震害信息提取[J]. *测绘工程*, 2015, **24**(4): 11 – 15.
GAN Tian, LI Jinping, LI Xiaoqiang, *et al.* Object oriented extraction of building seismic damage information from high-resolution remote sensing images [J]. *Surv Mapp Eng*, 2015, **24**(4): 11 – 15.
- [8] 宋军伟, 张友静, 李鑫川, 等. 基于 GF-1 与 Landsat-8 影像的土地覆盖分类比较[J]. *地理科学进展*, 2016, **35**(2): 255 – 263.
SONG Junwei, ZHANG Youjing, LI Xinchuan, *et al.* Comparison of land cover classification based on GF-1 and landsat-8 images [J]. *Prog Geogr Sci*, 2016, **35**(2): 255 – 263.
- [9] 张卫春, 刘洪斌, 王伟. 基于随机森林和 Sentinel-2 影像数据的低山丘陵区土地利用分类——以重庆市江津区李市镇为例[J]. *长江流域资源与环境*, 2019, **28**(6): 1334 – 1343.
ZHANG Weichun, LIU Hongbin, WU Wei. Land use classification in low mountain and hilly areas based on random forest and Sentinel-2 image data: a case study of Lishi Town, Jiangjin District, Chongqing [J]. *Resour Environ Yangtze River Basin*, 2019, **28**(6): 1334 – 1343.
- [10] ZHU Yuanhui, LIU Kai, LIU Lin, *et al.* Exploring the potential of World- View-2 Red-Edge Band-Based vegetation indices for estimation of mangrove leaf area index with machine learning algorithms[J/OL]. *Remote Sensing*, 2017, **9**(10): 1060[2022-01-02]. doi: 10.3390/rs9101060.
- [11] KIM H O, YEOM J M. Effect of red-edge and texture features for object-based paddy rice crop classification using Rapid Eye multi-spectral satellite image data [J]. *Int J Remote Sensing*, 2014, **35**(19): 7046 – 7068.
- [12] IMMITZER M, VUOLO F, ATZBERGER C. First experience with Sentinel-2 data for crop and tree species classifications in central Europe [J/OL]. *Remote Sensing*, 2016, **8**(3): 166[2022-01-10]. doi: 10.3390/rs8030166.
- [13] 许超, 何静, 何小弟, 等. 基于遥感的土地利用/覆盖信息动态变化监测分析——以扬州市为例[J]. *东北林业大学学报*, 2010, **38**(4): 128 – 131.
XU Chao, HE Jing, HE Xiaodi, *et al.* Monitoring and analysis of dynamic change of land use / cover information based on remote sensing: a case study of Yangzhou City [J]. *J Northeast For Univ*, 2010, **38**(4): 128 – 131.
- [14] 代晶晶, 吴亚楠, 王登红, 等. 基于面向对象分类的稀土开采区遥感信息提取方法研究[J]. *地球学报*, 2018, **39**(1): 111 – 118.
DAI Jingjing, WU Yanan, WANG Denghong, *et al.* Research on remote sensing information extraction method of rare

- earth mining area based on object-oriented classification [J]. *Acta Geo Sin*, 2018, **39**(1): 111 – 118.
- [15] 郭海湘, 杨娟, 杨文霞, 等. 基于改进的 ABC 模糊分类法煤矿物资分类[J]. 辽宁工程技术大学学报 (自然科学版), 2010, **29**(5): 985 – 989.
- GUO Haixiang, YANG Juan, YANG Wenxia, *et al.* Coal mine material classification based on improved ABC fuzzy classification [J]. *J Liaoning Univ Eng Technol Nat Sci Ed*, 2010, **29**(5): 985 – 989.
- [16] 张晓羽, 李凤日, 甄贞, 等. 基于随机森林模型的陆地卫星-8 遥感影像森林植被分类[J]. 东北林业大学学报, 2016, **44**(6): 53 – 57, 74.
- ZHANG Xiaoyu, LI Fengri, ZHEN Zhen, *et al.* Forest vegetation classification of Landsat-8 remote sensing images based on random forest model [J]. *J Northeast For Univ*, 2016, **44**(6): 53 – 57, 74.
- [17] 郑卓, 方芳, 刘袁缘, 等. 高分辨率遥感影像场景的多尺度神经网络分类法[J]. 测绘学报, 2018, **47**(5): 620 – 630.
- ZHENG Zhuo, FANG Fang, LIU Yuanyuan, *et al.* Multi scale neural network classification of high resolution remote sensing image scenes [J]. *J Surv Mapp*, 2018, **47**(5): 620 – 630.
- [18] 张舒婷, 王晓慧, 彭道黎, 等. 黄土高原丘陵沟壑区植被覆盖度变化监测[J]. 浙江农林大学学报, 2020, **37**(6): 1045 – 1053.
- ZHANG Shuting, WANG Xiaohui, PENG Daoli, *et al.* Monitoring of vegetation coverage change in Hilly and gully areas of the Loess Plateau [J]. *J Zhejiang A&F Univ*, 2020, **37**(6): 1045 – 1053.
- [19] 陈俊松, 施舫, 杜薇, 等. 基于 GF-2 影像的平原河网区规模化生猪养殖场提取方法研究[J]. 生态与农村环境学报, 2020, **36**(11): 1485 – 1494.
- CHEN Junsong, SHI Fang, DU Wei, *et al.* Study on extraction method of large-scale pig farm in plain river network area based on GF-2 image [J]. *J Ecol Rural Environ*, 2020, **36**(11): 1485 – 1494.
- [20] 杨子生, 杨诗琴, 杨人懿, 等. 基于利用视角的土地资源分类方法探讨[J]. 资源科学, 2021, **43**(11): 2173 – 2191.
- YANG Zisheng, YANG Shiqin, YANG Renyi, *et al.* Discussion on land resources classification method based on utilization perspective [J]. *Resour Sci*, 2021, **43**(11): 2173 – 2191.
- [21] 任向宇, 孙文彬, 袁焯. MESMA 与面向对象组合的土地利用分类方法[J]. 遥感信息, 2021, **36**(1): 69 – 76.
- REN Xiangyu, SU Wenbin, YUAN Ye. Land use classification method based on combination of MESMA and object-oriented [J]. *Remote Sensing Inf*, 2021, **36**(1): 69 – 76.
- [22] 吴健生, 潘况一, 彭建, 等. 基于 QUEST 决策树的遥感影像土地利用分类——以云南省丽江市为例[J]. 地理研究, 2012, **31**(11): 1973 – 1980.
- WU Jiansheng, PAN Kuangyi, PENG Jian, *et al.* Land use classification of remote sensing images based on quest decision tree: a case study of Lijiang City, Yunnan Province [J]. *Geogr Res*, 2012, **31**(11): 1973 – 1980.
- [23] NOVELLI A, AGUILAR M A, NEMMAOUI A, *et al.* Performance evaluation of object based greenhouse detection from Sentinel-2 MSI and Landsat 8 OLI data: a case study from Almeria (Spain) [J]. *Int J Appl Earth Obs Geoinf*, 2016, **52**: 403 – 411.
- [24] HILLI M J. Vegetation index suites as indicators of vegetation state in grassland and savanna: an analysis with simulated SENTINEL 2 data for a north American transect [J]. *Remote Sensing Environ*, 2013, **137**: 94 – 111.
- [25] GAUTAM V K, GAURAV P K, MURUGAN P, *et al.* Assessment of surface water dynamics in bangalore using WRI, NDWI, MNDWI, supervised classification and K-T transformation [J]. *Aquatic Procedia*, 2015, **4**: 739 – 746.
- [26] 张亚新, 吴志勇, 何海. 苏南丘陵区土地利用遥感分类方法适用性研究[J]. 湖北农业科学, 2021, **60**(5): 138 – 143.
- ZHNG Yaxin, WU Zhiyong, HE Hai. Study on applicability of remote sensing classification method of land use in hilly area of Southern Jiangsu [J]. *Hubei Agric Sci*, 2021, **60**(5): 138 – 143.