

杜伟, 孟小前, 涂杰楠, 等. 基于机器学习的典型岩溶区岩性分类技术——以广西平果地区为例[J]. 中国岩溶, 2024, 43(3): 606-616.

DOI: 10.11932/karst2024y025

基于机器学习的典型岩溶区岩性分类技术 ——以广西平果地区为例

杜伟¹, 孟小前¹, 涂杰楠², 刘嵩¹, 胡伟¹, 张益明³, 戴媛媛¹, 吴漾¹

(1. 国网电力空间技术有限公司, 北京 102209; 2. 中国自然资源航空物探遥感中心, 北京 100083; 3. 国网甘肃电力公司, 甘肃 兰州 730010)

摘要: 快速准确识别碳酸盐岩对于岩溶区的基础设施建设和重大工程实施十分重要, 通过遥感岩性分类实现碳酸盐岩的快速提取目前仍然是最高效的途径之一。文章基于 Landsat 和 AW3D 30 DSM 遥感数据, 以广西平果地区典型岩溶区为研究对象, 采用碳酸盐岩的可见光到短波红外的多光谱信息、熵和角二阶矩等纹理信息及曲率和坡度等地形特征, 对平果地区岩溶分布区的碳酸盐岩、碎屑岩、第四系及水体进行岩性分类, 在选取 606 个总体样本并验证 303 个分类样本的基础上, 采用最大似然分类方法对区域岩性进行快速分类。结果表明: 碳酸盐岩的生产者精度和用户精度分别达到 94.54% 和 97.64%, 基本能够实现碳酸盐岩的快速提取和准确识别的需求, 在典型岩溶区的岩性分类方法中具有准确率高、实现路径简单、所需数据源易获取的特点, 将为典型岩溶区的岩性快速分类提供一种新的思路。

关键词: 碳酸盐岩; 遥感; 最大似然分类; 信息提取; 平果

创新点: 以 Landsat8 OLI 和 AW3D30 DSM 遥感数据为基础, 通过灰度共生矩阵提取广西平果地区遥感图像纹理特征, 结合多光谱信息和地形特征信息, 并采用最大似然分类方法自动识别碳酸盐岩, 针对峰丛洼地连片分布区初步形成一种实现路径简单且识别正确率较高的碳酸盐岩提取方法。

中图分类号: P642.25; P627 文献标识码: A

文章编号: 1001-4810(2024)03-0606-11

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



0 引言

中国碳酸盐岩分布广泛, 裸露型、埋藏型和覆盖型岩溶面积达 344 万 km², 约占中国陆地面积的 1/3^[1-3]。西南地区降水丰富、水热条件复杂, 因碳酸盐岩的可溶性, 地下水系统十分发育, 岩溶区内竖井、落水洞和漏斗广泛分布, 岩溶塌陷等地质灾害时有发生。在全国范围内上, 岩溶塌陷坑涉及 23 个省(市、自治区), 数量超过 4 万个, 不仅对人民生

命财产造成安全隐患, 对电力、交通等重要基础设施产生了严重威胁^[3-6]。由于岩溶区地质条件的特殊性, 中国基础设施建设相关的技术单位已对岩溶区产生的相关地质灾害有了较为深入的认识, 中国电建贵阳院在 2021 年成立了岩溶中心, 从岩溶工程选址规划、岩溶稳定与处理、岩溶地质灾害治理等方面开展专门的技术攻关^[7]。在特高压电网布设等方面, 也有较多学者进行了相关研究, 制定出适合于岩溶地区特高压输电线路选线定位的原则和

资助项目: 国网总部科技项目(5500-202220144A-1-1-ZN); 国网通用航空有限公司管理咨询项目(SGST81950021N003)

第一作者简介: 杜伟(1982—), 男, 高级工程师, 硕士, 研究方向: 空天技术与电网应用、电网基建地质灾害研究。E-mail: 532779775@qq.com。

收稿日期: 2022-06-20

岩土工程勘测的技术方法^[8-9]。因此,岩溶区的快速、准确识别对于中国电力、交通的工程设施基础建设具有重要现实意义。由于碳酸盐岩溶蚀性强,导致了岩溶塌陷等岩溶区特有的地质灾害现象较为发育,对于区域基础设施建设可能会造成严重影响,掌握岩溶区分布情况在规划设计岩溶区大规模基础设施时是十分必要的,构建出一种容易实现且准确率高的碳酸盐岩提取方法对于岩溶区的调查具有重要意义。

随着遥感技术的发展,中国在岩溶区碳酸盐岩遥感信息的提取方面取得了较大进展,早在 20 世纪 80 年代初,原地质矿产部岩溶地质研究所舒守荣^[10]就基于 Landsat 卫星数据采用叠合光谱图方法对桂林地区碳酸盐岩在不同背景条件下的最佳遥感波段进行过研究,其结果表明叠合光谱图法能够利用目视判断确定两种岩石之间的最佳遥感波段,是一种算法简单、计算量小且较为有效的方法。到 21 世纪初随着 Landsat、ASTER、Sentinel 等公开卫星遥感数据源的日益增多,对碳酸盐岩遥感信息提取方法的研究呈现多模型、多数据源、多分辨率的趋势,而以岩性填图为目的的识别方法研究主要集中在中国地质科学院岩溶地质研究所等地质行业相关部门,2007 年,刘超群^[11]选择广西桂林全州县内石塘一朝南作为研究区,采用 SPOT、ETM+、ASTER、Hyperion、Ikonos 等不同分辨率的多光谱和高光谱数据开展了碳酸盐岩的识别,其结果表明高光谱数据在岩石出露条件较好的地区提取效果较好,具备填图的可能性。2010 年,莫源富等^[12-13]详细论述了西南岩溶地区植被覆盖条件下的碳酸盐岩岩性遥感识别方法,以广西河池市东兰、巴马一带碳酸盐岩分布区作为研究区,将岩性、土壤和植被作为一个有机关联系统以探索提取高植被覆盖下碳酸盐岩的光谱信息和纹理信息,并基于 SOPT、ASTER、TM 共 31 个波段组合采用最大似然分类进行岩性的自动识别分类,取得了 82.01% 的自动识别分类精度,其结果表明该自动分类方法理论精度较高,修改后基本能够满足岩性遥感填图的需求。2016 年,谢相建^[14-15]对云南省建水县地表裸露碳酸盐岩组分比例进行了遥感估算研究,构建出高光谱碳酸盐岩指数和 CosEFC 模型,其结果具有较强的可解释性,能够较为真实地反映研究区地表裸露碳酸盐岩的位置及其组分比例的空间分布情况。2019 年,杨云^[16]选取贵州铜仁市

和思南县的交界处为研究区,基于 Landsat、GF-1、Sentinel-1A 等多源多分辨率遥感数据,构建局部 Lanczos 双对角化极限学习机模型和支持向量机模型,研究区域内岩性分类,其结果表明不同岩性的总体分类精度可达到 88.12%,能够满足遥感岩性制图需求。随着遥感技术的不断发展和不同类型遥感数据源的日益增多,以往学者对于不同类型碳酸盐岩的遥感识别进行了较为深入的研究,部分提取方法甚至可以区分不同类型的灰岩或白云岩^[13],提取精度也在逐步提高,为岩性快速填图奠定了良好技术基础。

综上所述,通过遥感数据进行岩性分类仍然是实现碳酸盐岩快速提取的高效途径之一,所采用方法以遥感数据的光谱信息提取和图像增强变换为主,但存在识别精度不够高、所需数据不易获取且实现路径复杂的局限性。本文以 Landsat8 OLI 和 AW3D30 DSM 遥感数据为基础,以广西平果岩溶区为典型研究区,通过灰度共生矩阵提取遥感图像纹理特征,结合多光谱信息和地形特征信息,采用最大似然分类对研究区的碳酸盐岩进行自动识别,以期为典型岩溶区的提取与识别提供一种新思路。

1 研究区概况

平果地区位于广西西南部,地处右江中游,地势北高南低,属低山丘陵,亚热带季风性气候明显,最高海拔 934.6 m,最低海拔 76 m,沿岸海拔 110 m 左右,中部为岩溶石山区,海拔为 280~450 m,右江穿过西南面,红水河支流平治河流经北部(图 1)。平果地区是中国岩溶地貌较为发育的地区之一,岩溶区面积约 50%,主要发育三叠系北泗组和罗楼组的灰岩与白云岩及其互层与夹层,典型的广西果化石漠化示范区即位于此^[17-18]。

平果地区岩溶地貌主要分布在其北部、中部和西南部,以峰丛洼地为主,为多座锥形石峰和其间的封闭洼地所组成的地貌景观,洼地与峰顶高差为数十米到百米以上,与区域内碎屑岩的形态特征差异显著,碳酸盐岩和碎屑岩地貌景观的不同导致遥感数据中光谱信息的差异,正是这种遥感影像上显著的差异性使岩性的分类得以顺利开展(图 2),因此,在广西百色、河池等典型峰丛洼地连片分布区,该方法均可较好适用。

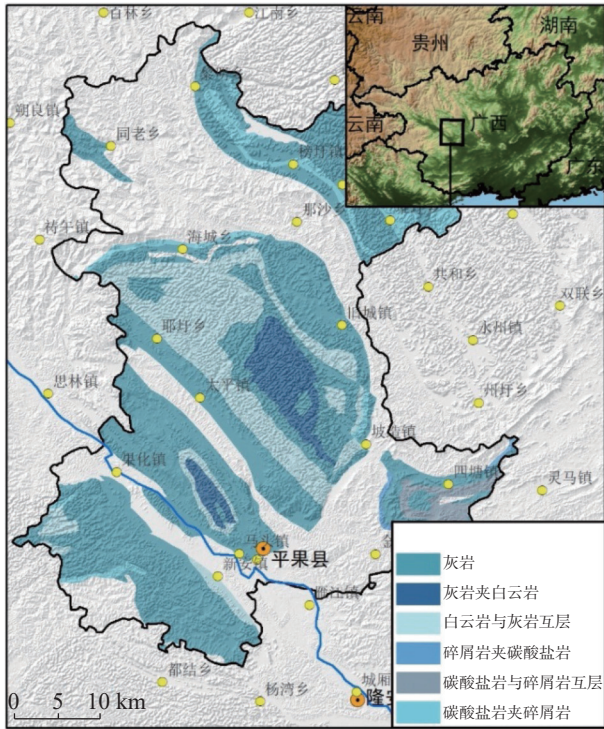


图 1 平果研究区碳酸盐岩分布图

Fig. 1 Distribution of carbonate rocks in the study area

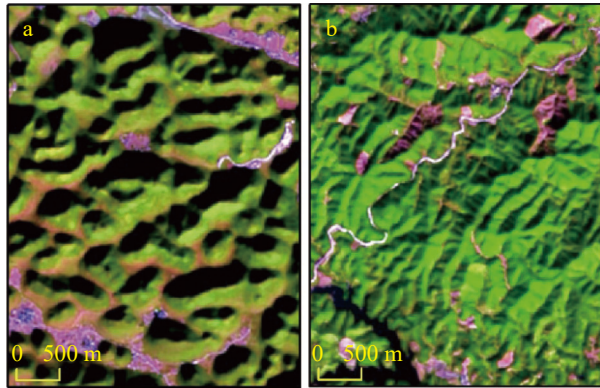


图 2 碳酸盐岩和碎屑岩的典型影像图

(a.碳酸盐岩典型遥感影像图, b.碎屑岩典型遥感影像图)

Fig. 2 Typical images of carbonate rocks and clastic rocks

(a. remote sensing image of carbonate rock; b. remote sensing image of clastic rock)

2 研究方法

2.1 技术实施

本文在进行岩性分类和碳酸盐岩识别的过程中主要包含以下步骤: 数据源选取和处理、纹理特征提取、地形特征提取、样本勾绘和训练及最终成图等。数据源主要为可公开获取的 Landsat 8 多光谱遥感数据和 AW3D 30 DSM 数据, 在影像处理中主要为辐

射定标和大气校正等前处理, 在纹理提取中主要通过灰度共生矩阵提取熵和二阶矩, 在地形特征提取中主要通过 DSM 数据提取坡度和曲率, 在对多光谱 RED、NIR、SWIR 等 5 个多光谱数据波段、纹理提取波段、坡度和曲率等信息, 综合形成一组 8 通道的数据, 在对样本进行勾绘的基础上, 采用最大似然分类方法对研究区开展岩性分类, 对碳酸盐岩进行识别, 最终得到碳酸盐岩的分布情况(图 3)。

2.2 遥感数据

研究区使用的数据包括 Landsat8 OLI 多光谱遥感数据, AW3D 30 DSM 数据, 广西壮族自治区平果地区行政区矢量边界数据。本次选取 Landsat8 和 AW3D 30 DSM 数据空间分辨率均为 30 m, 在进行遥感解译和成图过程中基本可满足 1 : 10 万遥感调查要求。

(1)Landsat8 卫星于 2013 年 2 月 11 日由 NASA 加利福尼亚范登堡空军基地发射成功, 携带 OLI 陆地成像仪和 TIRS 热红外传感器, 该卫星完整数据可从 USGS 官网获取 (<https://glovis.usgs.gov/>), 部分数据可从地理空间数据云网站下载 (<http://www.gscloud.cn/>)。卫星 OLI 传感器包括 7 个多光谱波段和 1 个全色波段, 光谱范围从海岸波段一直到短波红外波段, 波长覆盖范围 0.43~2.30 μm, 是目前应用最广泛、稳定性最好的中高分辨率卫星数据, 本次研究选取数据日期为 2021 年 12 月 1 日, 行列号 P126R44, 数据质量良好, 无云雪覆盖。

(2)AW3D 30 DSM 数据是由高级陆地观测卫星 ALOS 上搭载的全色遥感立体测绘仪 PRISM 获取的高精度全球数字地表模型, 为日本宇宙航空研究开发机构(JAXA)2015 年 5 月免费提供并逐年更新, 水平分辨率为 30 m, 是目前精度最高、质量最好的开源 DSM 数据之一, 该数据可从 JAXA 官方网站获取 (<https://www.eorc.jaxa.jp/ALOS/en/aw3d30/data/index.htm>), 本次研究选取数据为 ALPSMLC30_N023E107_DSM。

(3)广西壮族自治区平果地区行政区矢量边界数据由自然资源部国家基础地理中心发布, 可在其官方网站注册后获取 (<https://www.webmap.cn/main.do?method=index>)。分为 1 : 100 万和 1 : 25 万两种比例尺分幅, 覆盖了全国陆地范围, 数据整体现势性为 2015 年, 数据采用 CGCS2000 坐标系, 1985 国家高程基准, 本次调查选择 1 : 100 万比例尺数据(图 4)。

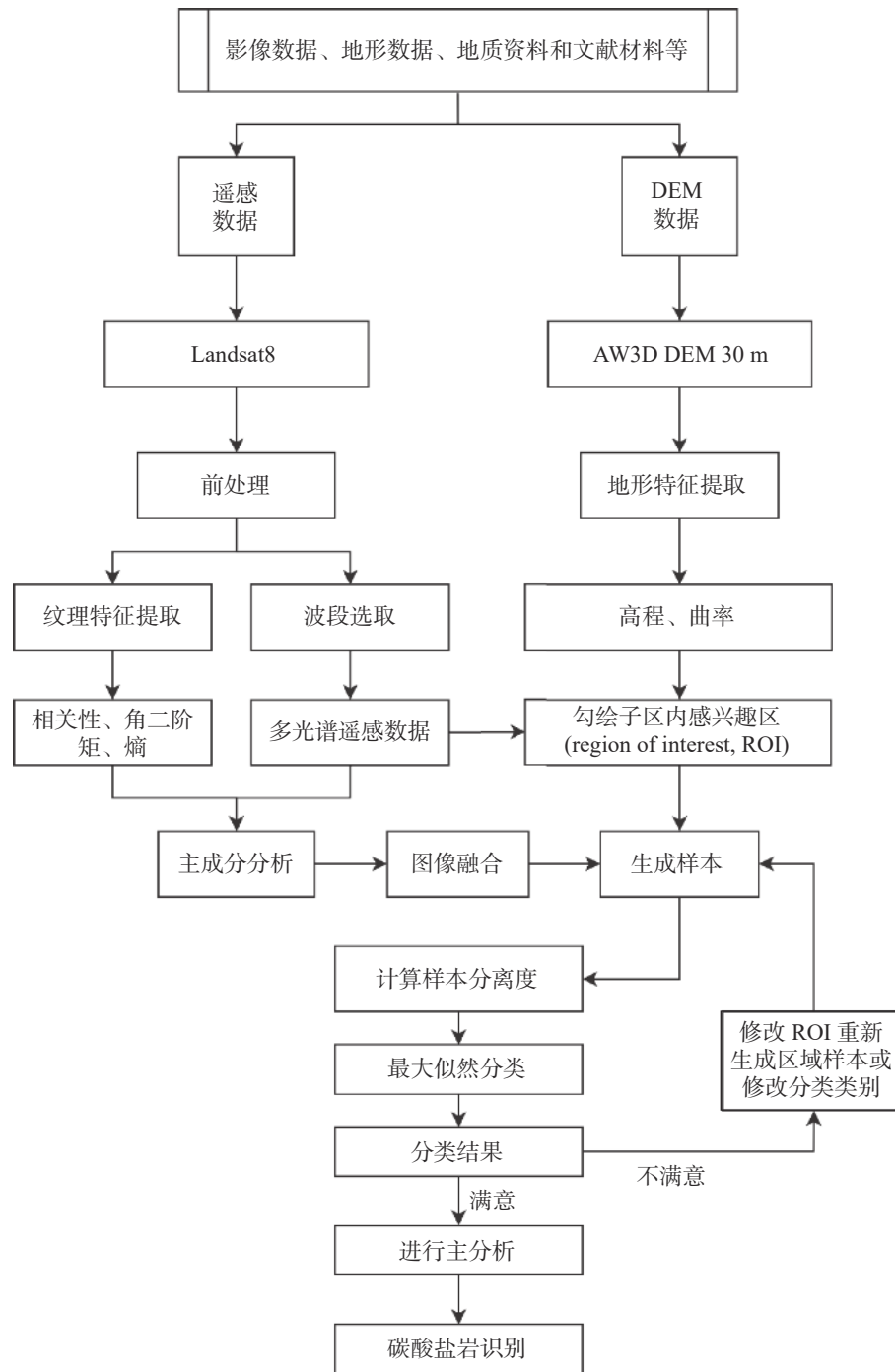


图 3 技术路线图

Fig. 3 Technology flowchart

2.3 数据处理方法

本次调查所选用的 Landsat8 OLI 数据为 L1TP 级别, 已使用地面控制点 (GCP) 和数字高程模型 (DEM) 数据进行辐射校准和正射校正, 仍需要进行辐射定标和大气校正获得遥感数据反射图像作为光谱特征提取、纹理特征提取以及岩性分类的数据源。通过遥感影像处理平台 ENVI 将下载数据进行辐射

定标和 MODTRAN4+辐射传输模型大气校正, 将数据转换为大气表现反射率 (TOA) 和地表反射率 (SR) 数据, 作为岩性分类分析研究的数据源。

2.4 信息提取方法

2.4.1 纹理特征提取

纹理特征信息是地表物体在遥感影像上除色调

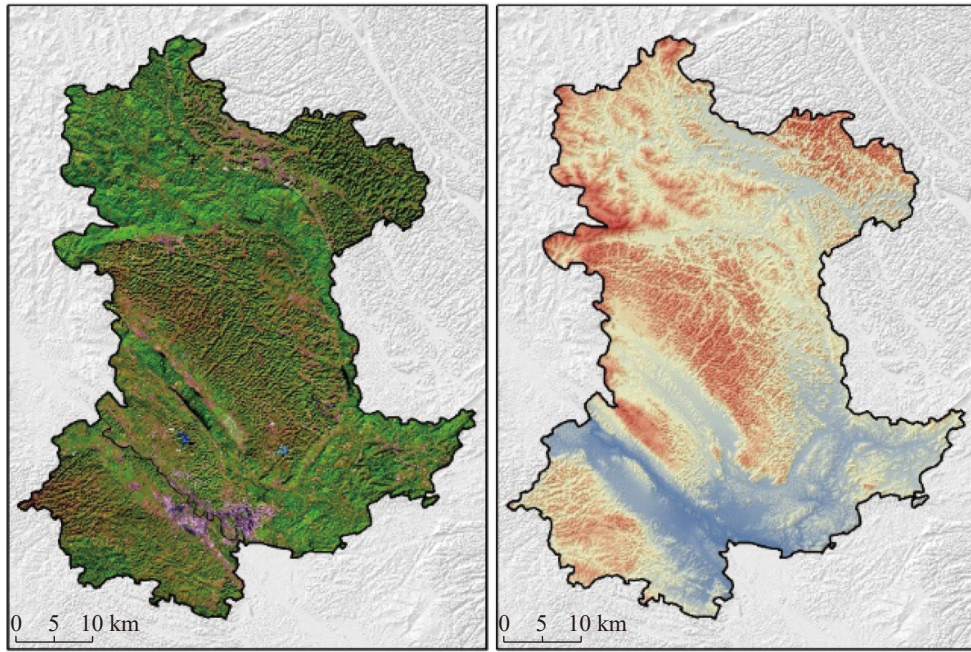


图 4 平果地区遥感影像图(左)和地形渲染图(右)

Fig. 4 Map of remote sensing image (left) and rendering map of topography (right) of the Pingguo area

外空间信息的主要表现形式,是不同地物在宏观和微观结构上的综合表现,对于碳酸盐岩和碎屑岩的区分具有一定辅助作用。因此,在开展光谱特征分类时,将纹理特征作为参数参与分类能够提高分类精度。基于 ENVI 平台,选择基于统计分析法的灰度共生矩阵(GLCM)作为遥感数据纹理特征参数提取的方法。GLCM 是对影像灰度关于方向、相邻间隔、变化幅度等信息的综合,可作为分析影像像元结构的重要依据。Haralick R. M. 在 20 世纪 80 年代末由 GLCM 提出了 14 种描述影像纹理特征的特征值,包括熵、相关性、角二阶矩等^[16]。选择相关性、对比度、熵、二阶矩 4 个特征值,提取研究区的海岸波段、红光波段和短波红外波段,同时选择 Landsat8 OLI 的真彩色(R G B)、标准假彩色(NIR R G)和非标准假彩色(SWIR2 NIR R)三种波段组合的遥感影像共 15 幅图像进行对比分析,表明不同特征值对于区域内地物纹理信息反映情况差异较大,尤其是针对碳酸盐岩和碎屑岩的区分,明显红光波段的熵(图 5 h)和二阶矩(图 5 k)区分效果较好,在经过对 Landsat8 遥感数据进行全面分析后,最终选择红光波段和短波红外波段的熵和角二阶矩共 4 个最容易区分碳酸盐岩和碎屑岩的特征图像,即图 5 中的 h、i、k、l,作为遥感影像分类的纹理特征量。图 5 a-图 5 l 为灰度共生矩阵不同波段的 12 种纹理特征图像,其中 h、i、k、l 为本次参与分类的 4 个纹理特征量, m、n、o 分别

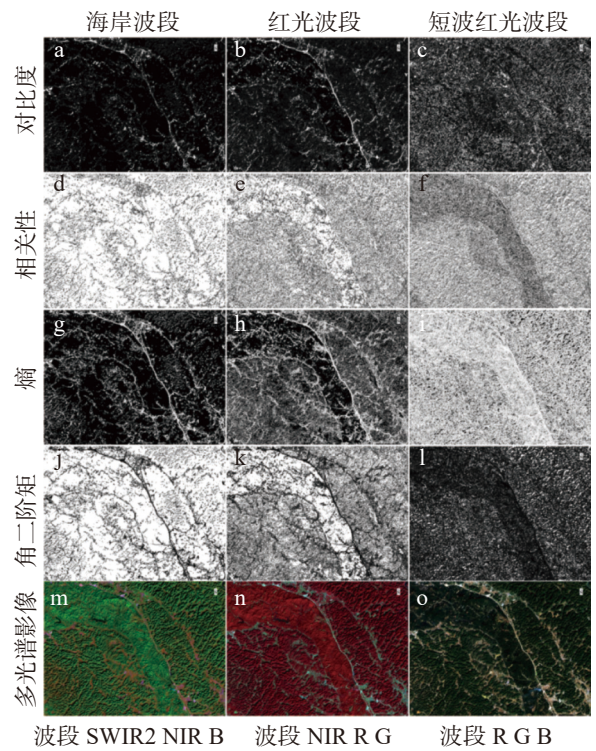


图 5 GLCM 纹理特征量及不同波段组合遥感图像

Fig. 5 GLCM texture feature quantities and remote sensing images in different band composites

为 3 幅不同波段组合的多光谱图像。

2.4.2 遥感数据协同

不同遥感数据之间利用灰度共生矩阵对红光波

段和近红外波段计算角二阶矩和熵 2 种纹理特征共 4 幅纹理图像, 每幅图像能够表现纹理特征的细部信息但也存在信息有效性方面的重叠, 造成数据和信息冗余, 在参与分类时同样会影响分类速度, 需先将其进行主成分分析, 以实现数据量的压缩, 以较少数据量表现纹理的细部有效信息, 便于更高效的参与分类器分类, 最终采用主成分分析的第一特征数据作为纹理特征数据参与分类器分类。

DSM 地形数据为参与分类的重要数据源之一, 包含高程、坡度、坡向、曲率等多种类型, 基于 AW3D 30 DSM 数据, 依据研究区碳酸盐岩、碎屑岩和第四系分布范围, 通过对坡度统计分析表明, 碳酸盐岩主要分布在地形坡度大于 22° 区域内, 碎屑岩主要分布在坡度为 14°~22° 区域内, 第四系和大型峰丛洼地基本分布在坡度小于 14° 区域内, 鉴于地形坡度的差异, 本研究选取坡度和曲率作为参与分类的地形参数开展研究区岩性分类的提取研究。

由于多光谱数据、纹理数据和 DSM 地形数据, 本身数据范围差异较大, 在进行分类前还需对数据进行统一处理, 在开展各类机器学习分类方法时, 通常会对待分类数据采用归一化处理, 避免数值较小的数据被忽略, 对于数据训练的收敛性具有较为明显的改善作用, 本研究对各数据采用了线性拉伸的方法, 将多光谱、纹理特征和坡度等所有参与分类的数据拉伸到 0~255 的范围内, 为后续图像分类及样本集处理提供良好的数据基础。

2.4.3 样本选取

在对遥感影像进行监督分类前, 必须先开展分类样本的选取, 样本的数量和质量会直接影响最终分类的结果和运行效率。样本过多和过少对于分类器的学习效率和分类结果均会造成严重影响, 选择能够体现地物特征且数量合适的样本对于监督分类十分重要。对于平果地区多光谱数据和 DSM 数据进行分析后确定了此次分类的 4 种地物类别: 碳酸盐岩、碎屑岩、第四系覆盖物和水体(图 6)。由于碳酸盐岩和碎屑岩在多光谱遥感影像中特征体现最为明显, 人工交互解译最好判断, 因此, 以多光谱遥感影像为基础对各类地物进行选取, 共选取样本 606 个, 用于分类样本 303 个, 用于验证样本 303 个。各类地物分类样本数量和验证样本数量分别为: 碎屑岩 15 个, 碳酸盐岩 234 个, 第四系

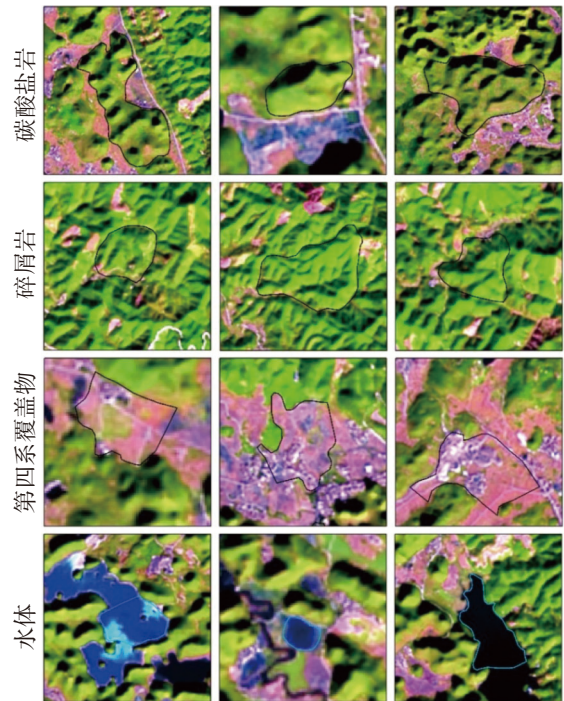


图 6 碳酸盐岩、碎屑岩等选取样本示例

Fig. 6 Sample selection examples of carbonate rock, clasolite rock, etc.

覆盖物 32 个, 水体 22 个。为保证分类样本选取的合理性, 需要对样本进行可分离度 (Separability) 计算, 得到各类别样本间的统计距离。可分离度范围为 [0, 2], 当计算出的可分离度参数值大于 1.8, 说明样本间分离度满足要求, 若大于 1.9 则说明分离度较好, 若小于 1.8 则说明分离度较差, 在进行分类时易于错分和漏分, 需通过对不合格样本修改最终得到分离度较高的样本。选取结果进行 4 维可视化显示(图 7)。其分离度结果表明: 4 种地物类型分类样本间的可分离度均较好, 所选取分类样本的最低可分离度为 1.80, 其中可分离度大于 1.9 的占 83.33%(表 1)。

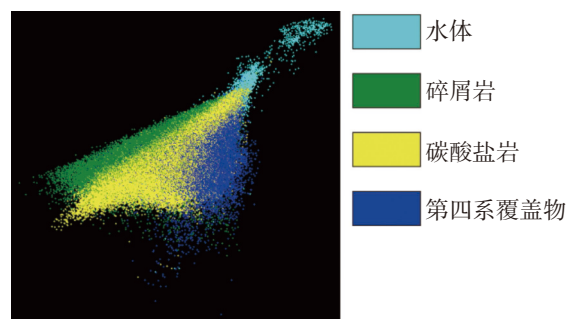


图 7 分类样本的 4 维可视化显示

Fig. 7 4D visualization of classified samples

表 1 样本可分离度
Table 1 Sample separability

样本类别	碳酸盐岩	碎屑岩	第四系覆盖物	水体
碳酸盐岩	—	1.80	1.98	1.99
碎屑岩	1.80	—	1.99	1.99
第四系覆盖物	1.98	1.99	—	1.96
水体	1.99	1.99	1.96	—

2.4.4 最大似然分类方法

最大似然分类是基于概率判别函数和贝叶斯判别规则来进行分类的一种算法,其基本思想为在分类判决中,用统计学方法根据最大似然与贝叶斯判决准则法建立非线性判别函数集,假定各类分布函数为正态分布,选择训练区计算待分类区的归属概率,从而进行图像分类^[19]。自最大似然估计分类方法建立以来,相关领域的多名学者如 R. V. Solst、F. Maselli、C. Conese、K. Arai 等对遥感数据的最大似然分类学方法进行了系列改进和完善,利用空间信息分类、误差矩阵、多概率比较等方法逐步提高了分类精度^[12]。ENVI 平台在基于贝叶斯定理和最大似然判别规则的基础上构建了多元方差分析正态分类模型,最终形成用于遥感影像分类的像元判别方程^[20]:

$$g_i(x) = \ln p(\omega_i) - \frac{1}{2} \ln \Sigma_i - \frac{1}{2} (x - m_i)' \Sigma_i^{-1} (x - m_i)$$

式中: i 为类别; x 为 n 维数据(n 即波段数); $p(\omega_i)$ 为类别 ω_i 发生的概率; Σ_i = 类别 ω_i 协方差矩阵; Σ_i^{-1} 为类别 ω_i 协方差矩阵的逆矩阵; m_i 为平均向量。

该公式内嵌在 ENVI 平台内,在土地覆被自动提取、岩性提取等多个领域进行了深度应用^[21-22],是机器学习中较为成熟的监督分类方法,分类结果的可靠性已得到大量检验,本研究采用该方法进行碳酸盐岩和碎屑岩的分类及提取。

3 结果与讨论

3.1 岩性分类结果

在经过拉伸处理后研究区的 5 波段多光谱遥感图像加上纹理特征主成分分析波段和坡度及曲率共 8 个特征量,形成了待分类的最终数据集。利用最终确定的分类样本对平果地区进行图像分类,得到研究区的最终分类结果(图 8)。结果表明:碳酸盐岩的

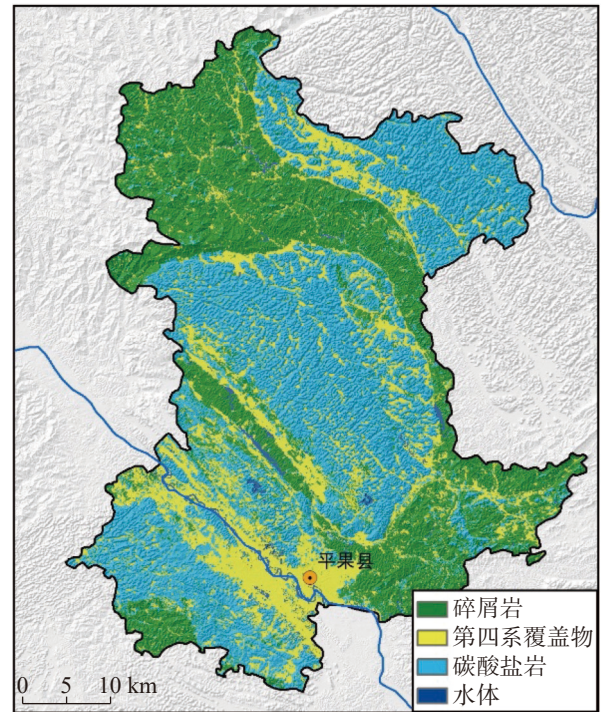


图 8 平果地区岩性分类结果图

Fig. 8 Results of lithology classification in the Pingguo area

分布情况与遥感影像套合程度较好,但在碳酸盐岩和碎屑岩分布区中存在大量“椒盐噪声”,这是像素分类方法的普遍现象,因此,为改善该现象,通过主要分析(Majority Analysis)将较大类别中的虚假像元归到该类中,用变换核中占主要地位(像元数最多)的像元类别代替中心像元的类别,最终形成碳酸盐岩、碎屑岩、第四系覆盖物和水体的分布图。

由表 2 可知,研究区采用多源综合遥感的最大似然分类方法的分类结果的总体精度达到 90% 以上,卡帕系数在 0.85 以上,该分类模型对于研究区碳酸盐岩的提取具有有效性和实用性。精度评价结果表明:(1)该方法对于碳酸盐岩和碎屑岩的分类准确率相对较高,尤其是碳酸盐岩精度达到了 94% 以上,碳酸盐岩和碎屑岩在光谱特征和地形特征上都具有较好的区分度;(2)水体和第四系覆盖物分类效果相对较差,存在这种差异的主要原因是第四系大量零星

表 2 平果地区岩性分类结果精度评价表
Table 2 Accuracy evaluation of lithology classification in the Pingguo area

类别	碎屑岩	第四系	碳酸盐岩	水体
生产者精度/%	92.02	93.71	94.54	87.09
用户精度/%	89.49	82.02	97.64	93.81
总体分类精度/%	93.79			
卡帕系数	0.8797			

分布在碳酸盐岩和碎屑岩区域中，部分第四系可能会存在植被覆盖较好的区域，易判定为碳酸盐岩或碎屑岩区。水体精度略低的主要原因是部分水体和碳酸盐岩阴影区易混淆，存在把碳酸盐岩划分到水体的情况。

分类结果表明：岩溶地貌形态较为典型的区域，碳酸盐岩的提取结果较为准确，且基本无错分漏分的情况，但在平果地区中部及西南部，部分区域为第四系、碎屑岩和碳酸盐岩交互分布，且影像色调差异或地貌形态差异相对不明显的区域，分类结果准确度较差。例如，平果地区的西南部果化镇附近，图 9a 和图 9b 中 1-1' 区域所示，红色方框 1 与 1' 所标识区域在影像中显示为碎屑岩区，但在分类结果中被部

分识别为碳酸盐岩区；而在平果地区中部旧城镇附近，则部分区域本应为碳酸盐岩，但分类结果中被识别为碎屑岩，如图 9c 和 9d 中 2-2' 区域所示。上述错分漏分情况表明：该方法对于部分区域色调和形态特征与碎屑岩差异较小的碳酸盐岩识别准确度较低，因此也限制了本方法的适用范围。

3.2 岩性分类结果对比

在开展最大似然分类的过程中，分析不同波段组合对于分类结果的影响，结果表明：多光谱卫星数据的波段数量与分类精度呈正比，即波段数量越多，分类精度越高，当波段组合为 band red、band NIR 和 band SWIR1 波段时，分类精度为 81.95%，当波段组合增加 band green 为 4 个波段时，分类精度为 85.87%，当波段组合增加 band blue 为 5 个波段时，分类精度为 87.38%，当波段组合增加 band coastline 为 6 个波段时，分类精度为 87.65%，当波段组合增加 band SWIR2 为 7 个波段时，分类精度为 87.84% (图 10)。当波段数量大于 5 个时，分类精度提高极其有限，基本可以忽略，因此，多光谱数据在参与分类时选取 5 个波段较适宜。

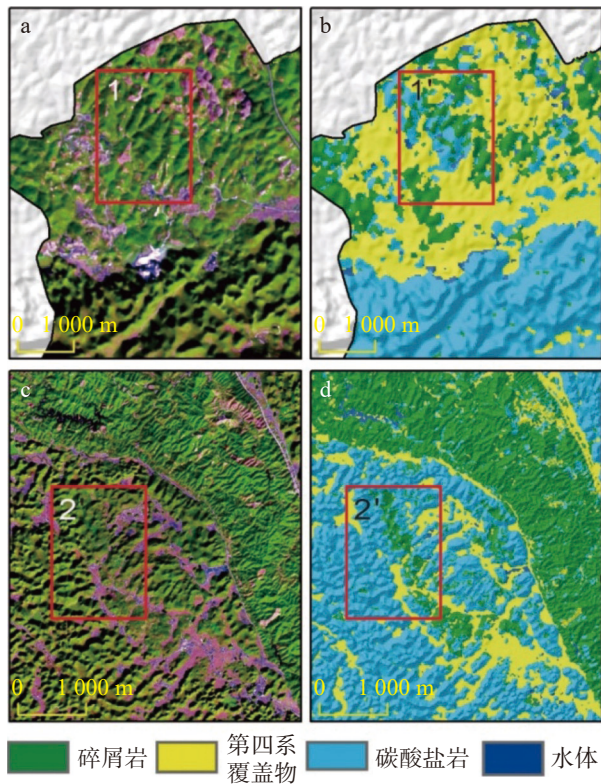


图 9 岩性分类问题区域遥感影像与提取结果对比图
Fig. 9 Comparison of regional remote sensing images and extraction results for lithological classification

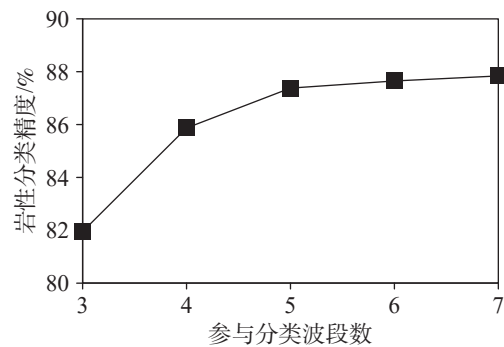


图 10 岩性分类精度与参与分类波段数的相关关系图
Fig. 10 Correlation plot of lithology classification accuracy with the number of bands participating in the classification

在开展研究区的分类过程中分析形态数据和纹理数据时发现，不同类别的形态数据和纹理数据对

于提取结果影响差异较大,曲率、坡度、熵和二阶矩在分类中能够提高提取精度,仅采用多光谱时分类精度最高可到 87.38%,而添加坡度、曲率及纹理波段后精度可达到 93.79%,这表明形态数据和纹理数据对于提高分类精度具有重要意义。

4 结论与展望

(1)基于 Landsat 和 AW3D 30 DSM 作为数据源,采用典型碳酸盐岩的光谱信息、纹理特征和地形特征等多因子协同分析的方法,自动提取典型岩溶区——平果地区的碳酸盐岩、碎屑岩等信息,总体分类精度大于 93%。

(2)自动提取不同波段组合的遥感数据,从 3 波段增加到 5 波段,提取精度提升较大,超过 5 波段则精度提升效果不明显,对于 Landsat 等多光谱数据来说,选取 5 个波段进行碳酸盐岩的分类提取综合精度和运算效率是最佳选择。

(3)研究区碳酸盐岩与碎屑岩的地表形态差异较大,是典型区域内区分碳酸盐岩和碎屑岩的重要因素之一,坡度对于碳酸盐岩提取准确率的影响显著,在综合提取碳酸盐岩的过程中建议将坡度作为通道之一参与分类。

(4)岩性提取由于其复杂的多解性和空间异质性是多光谱遥感信息自动提取的难点,已有研究大多从矿化蚀变信息提取的角度对矿物成分进行反演从而区分岩性,随着机器学习尤其是深度学习模型和算法的逐步发展与完善,综合光谱、纹理和形态的综合提取方法为岩性提取准确性的大幅提升提供了一种新的思路,可能是未来岩性提取研究的重要方向之一。

参考文献

- [1] 袁道先. 岩溶石漠化问题的全球视野和我国的治理对策与经验[J]. *草业科学*, 2008, 25(9): 19-25.
YUAN Daoxian. Global view on karst rock desertification and integrating control measures and experiences of China[J]. *Prata-cultural Science*, 2008, 25(9): 19-25.
- [2] 姚长宏, 蒋忠诚, 袁道先. 西南岩溶地区植被喀斯特效应[J]. *地球学报*, 2001, 22(2): 159-164.
YAO Changhong, JIANG Zhongcheng, YUAN Daoxian. Vegetation karst effects on the karst area of Southwest China[J]. *Acta Geoscientia Sinica*, 2001, 22(2): 159-164.
- [3] 蒙彦, 雷明堂. 岩溶塌陷研究现状及趋势分析[J]. *中国岩溶*, 2019, 38(3): 411-417.
- MENG Yan, LEI Mingtang. Analysis of situation and trend of sinkhole collapse[J]. *Carsologica Sinica*, 2019, 38(3): 411-417
- [4] 戴建玲, 雷明堂, 蒋小珍, 罗伟权. 极端气候与岩溶塌陷[J]. *中国矿业*, 2020, 29(Suppl.2): 402-404.
DAI Jianling, LEI Mingtang, JIANG Xiaozhen, LUO Weiquan. Extreme climate and sinkhole[J]. *China Mining Magazine*, 2020, 29(Suppl.2): 402-404.
- [5] 冯亚伟. 山东省岩溶塌陷分布规律及成因机制[J]. *中国岩溶*, 2021, 40(2): 205-214.
FENG Yawei. Distribution and genesis of karst collapse in Shandong Province[J]. *Carsologica Sinica*, 2021, 40(2): 205-214.
- [6] 罗小杰, 沈建. 我国岩溶地面塌陷研究进展与展望[J]. *中国岩溶*, 2018, 37(1): 101-111.
LUO Xiaojie, SHEN Jian. Research progress and prospect of karst ground collapse in China[J]. *Carsologica Sinica*, 2018, 37(1): 101-111.
- [7] 韩啸. 贵阳院岩溶中心在 ARMS11 展览会精彩亮相[EB/OL]. 2021-10-27. https://www.powerchina.cn/art/2021/10/27/art_7448_1246384.html.
- [8] 方晴. 浅谈岩溶地区特高压输电线路选线定位原则[J]. *科技资讯*, 2015, 13(7): 57.
FANG Qing. Discussion on the principle of UHV transmission line location in karst area[J]. *Science & Technology Information*, 2015, 13(7): 57.
- [9] 曹文庆, 王海, 黄河. 浅析特高压输电线路岩溶地区岩土工程勘测[J]. *资源环境与工程*, 2013, 27(6): 761-764, 811.
CAO Wenqing, WANG Hai, HUANG He. Preliminary analysis of UHV transmission line projects in karst region[J]. *Resources Environment & Engineering*, 2013, 27(6): 761-764, 811
- [10] 舒守荣. 碳酸盐岩石最佳遥感波段选择的叠合光谱图方法[J]. *中国岩溶*, 1982, 1(2): 152-157.
SHU Shourong. The coincident spectral plot method for selecting the optimal remote sensing bands of carbonate rocks[J]. *Carsologica Sinica*, 1982, 1(2): 152-157.
- [11] 刘超群. 碳酸盐岩地区遥感岩性信息提取方法研究[M]. 桂林: 中国地质科学院, 2007.
LIU Chaoqun. The study on remote sensing lithologic information mapping method in carbonate terrane[M]. Guilin: Chinese Academy of Geological Sciences, 2007.
- [12] 莫源富. 西南岩溶地区植被覆盖条件下的碳酸盐岩岩性遥感识别研究[D]. 长沙: 中南大学, 2010.
MO Yuanfu. Lithological discrimination of carbonate rocks covered by vegetation using remote sensing data in southwestern karst area, China[D]. Changsha: Central South University, 2010.
- [13] 莫源富, 奚小双. 植被覆盖茂密区碳酸盐岩岩性的遥感识别: 以灌江流域为例[J]. *桂林理工大学学报*, 2010, 30(1): 41-46.
MO Yuanfu, XI Xiaoshuang. Carbonate rock lithological discrimination by remote sensing data for areas with flourishing vegetation: A case from Guanjiang drainage area[J]. *Journal of*

- Guilin University of Technology, 2010, 30(1): 41-46.
- [14] 谢相建. 地表裸露碳酸盐岩组分比例遥感估算研究: 以云南建水县为例[J]. *测绘学报*, 2018, 47(10): 1427.
XIE Xiangjian. Estimation of exposed carbonate rock fraction with remote sensing imagery: A case study of Jianshui county[J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2018, 47(10): 1427.
- [15] 谢相建. 地表裸露碳酸盐岩组分比例遥感估算研究: 以云南建水县为例[D]. 南京: 南京大学, 2016.
XIE Xiangjian. Estimation of exposed carbonate rock fraction with remote sensing imagery: A case study of Jianshui county[D]. Nanjing: Nanjing University, 2016.
- [16] 杨云. 机器学习支持下多源遥感数据的岩性分类研究[D]. 成都: 成都理工大学, 2019.
YANG Yun. Research on lithology classification of multi-source remote sensing data supported by machine learning[D]. Chengdu: Chengdu University of Technology, 2019.
- [17] 覃小群, 邓艳, 蓝芙宁, 侯满福. 基于 GIS 技术的典型岩溶石山区土壤侵蚀危险性评价: 以广西平果县果化示范区为例[J]. *安全与环境工程*, 2005, 12(4): 69-72.
QIN Xiaoqun, DENG Yan, LAN Funing, HOU Manfu. Assessment on the soil erosion in the karst mountainous region based on GIS: Taking Guohua Ecological Target Area for example[J]. *Safety and Environmental Engineering*, 2005, 12(4): 69-72.
- [18] 李晓青, 阳倩妮, 周楷淳, 罗为群. 喀斯特地区不同岩性上农村居民点分布特征: 以平果市为例[J]. *中国岩溶*, 2021, 40(2): 355-362.
LI Xiaoqing, YANG Qianni, ZHOU Kaichun, LUO Weiqun. Distribution characteristics of rural settlement on different lithology in karst area: A case study of Pingguo City[J]. *Carsologica Sinica*, 2021, 40(2): 355-362.
- [19] 王增林, 朱大明. 基于遥感影像的最大似然分类算法的探讨[J]. *河南科学*, 2010, 28(11): 458-461.
WANG Zenglin, ZHU Daming. A study of maximum likelihood classification algorithm based on remote sensing image[J]. *Henan Science*, 2010, 28(11): 458-461.
- [20] John A Richards, Jia Xiuping. Remote Sensing Digital Image Analysis[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2006: 196-197.
- [21] 张斌, 张志, 帅爽, 张耀明. 利用 Landsat-8 和 Worldview-2 数据进行协同岩性分类[J]. *地质科技情报*, 2015, 34(3): 208-229.
ZHANG Bin, ZHANG Zhi, SHUAI Shuang, ZHANG Yaoming. Lithological mapping by using the synergistic Landsat-8 and Worldview-2 images[J]. *Geological Science and Technology Information*, 2015, 34(3): 208-229.
- [22] 杜小锋, 冯稳, 杨青雄. 基于资源三号卫星影像的岩性监督分类研究[J]. *资源环境与工程*, 2018, 32(2): 291-295.
DU Xiaofeng, FENG Wen, YANG Qingxiong. The supervised classification of lithology based on ZY-3 image[J]. *Resources Environment & Engineering*, 2018, 32(2): 291-295.

Technology of classifying lithology of typical karst areas based on machine learning: Taking the Pingguo area, Guangxi as an example

DU Wei¹, MENG Xiaoqian¹, TU Jienan², LIU Song¹, HU Wei¹,
ZHANG Yiming³, DAI Yuanyuan¹, WU Yang¹

(1. State Grid Electric Power Space Technology Company Limited, Beijing 102209, China; 2. China Aero Geophysical Survey and Remote Sensing Center for Natural Resources, Beijing 100083, China; 3. State Grid Gansu Electric Power Company, Lanzhou, Gansu 730010, China)

Abstract Karst is strongly developed in Southwest China, and the geological hazards specific to karst areas may cause serious damage to the local construction facilities; therefore, the rapid identification of carbonate rocks is of great significance for the planning of infrastructure construction such as electric power, transportation, etc. At present, the classification of lithology through remote sensing is still one of the most efficient ways. In this study, on the basis of visible to short-wave infrared multispectral information, texture information such as the second order moments of entropy and angular, and topographic features such as curvature and slope, we proposed a method to classify carbonate rocks, clastic rocks, Quaternary sediments and water bodies by remote sensing in the Pingguo area to realize automatic extraction of carbonate rocks. This method presents its advantages of obtaining data sources with high accuracy in simple realization path in terms of lithology classification of typical karst areas, and this study can provide a new idea for rapid lithology classification in karst areas.

Located in the southwest of Guangxi with subtropical monsoon climate, the Pingguo area is one of the most developed karst areas in China, in which mainly develops limestone, dolomite and their interbedded and interlayered layers of the Triassic Beisi Group and Luolou Group. Karst landforms are distributed in the north, central and southwest of the Pingguo area, and are dominated by the karst peaks and depressions, significantly different from the

morphological characteristics of clasolite rocks in the same area.

The process of lithology classification and carbonate rock identification in this study mainly included the following steps: data source selection and processing, texture feature extraction, terrain feature extraction, sample sketching and training, and final mapping. The data was mainly from Landsat 8 OLI and AW3D 30 DSM available for the public. The 8-channel data was obtained, based on the synthesis of five multispectral bands including BLUE, GREEN, RED, NIR, SWIR bands, texture features of second-order moments of entropy and angular with Principal Component Analysis, and topographic features such as curvature and slope. Then the maximum likelihood classification was used to carry out the lithology classification of the study area, and the distribution of carbonate rocks was finally obtained.

The results show that the overall accuracy of the method in the study area is over 90%, and the kappa coefficient is more than 0.85, which proves that the classification model is effective and practical for the extraction of carbonate rocks in the study area. In addition, results of accuracy evaluation show that the accuracy is high for classification of carbonate rocks, with an accuracy more than 94%, but the accuracy of classifying water bodies and Quaternary is relatively poor. The main reason for this difference is that the Quaternary sediments are scattered in the carbonate and clasolite areas, and part of Quaternary sediments may exist in the area covered with vegetation which is easy to be judged as the area of carbonate or clasolite rocks. The main reason for the slightly lower accuracy in classification of water bodies is that some water bodies and the areas shaded by carbonate rocks are easily confused, and there are also cases where carbonate rocks are misclassified as water bodies.

Based on multi-source remote sensing data, we conducted the maximum likelihood estimation with the consideration of spectral, topographic, textural and other multi-factors in order to develop a fast and accurate automatic extraction method for carbonate rocks in typical karst areas. In addition, we used this method to automatically classify carbonate rocks, clasolite rocks, Quaternary sediments and water bodies in the Pingguo area and evaluated the classification accuracy. We drew the conclusions as follows. (1) Based on data of Landsat and AW3D 30 DSM, we adopted multi-factor synergistic analysis of spectral information, textural features and topographic features of typical carbonate areas, and carried out automatic extraction of carbonate rocks, clasolite rocks, etc. in the Pingguo area, a typical karst area. The overall classification accuracy was greater than 93%. (2) There was a great difference in the surface morphology of carbonate rocks and clasolite rocks in the study area, which is one of the important factors for distinguishing these two types of rocks. Meanwhile, the slope has a significant effect on the accuracy of carbonate rock extraction, so it is suggested that a slope should be used as one of the factors in the classification in the process of comprehensive extraction of carbonate rocks. (3) Lithology is difficult to be automatically extracted with multi-spectral remote sensing information, due to the complex multi-solution of extraction and the spatial heterogeneity of lithology. Most of the current studies differentiated lithology through the inversion of mineral compositions from the perspective of mineralization and alteration. With the gradual development and improvement of machine learning and deep learning, the comprehensive extraction method integrated with spectral bands, texture and morphology will provide a new idea for the significant improvement of the accuracy of lithology extraction, which may be one of the important directions for future research on lithology extraction.

Key words carbonate rocks, remote sensing, maximum likelihood classification, information extraction, Pingguo

(编辑 黄晨晖)