

基于 UAV-SfM 数字模型的滇中环状构造 地表与地形特征分析

罗为东^{1,2} 甘淑^{1,2} 袁希平^{2,3} 陈成^{1,2} 李绕波^{1,2} 毕瑞^{1,2} 朱智富^{1,2}

(1. 昆明理工大学国土资源工程学院, 昆明 650093; 2. 云南省高校高原山地空间信息测绘技术应用工程研究中心, 昆明 650093;

3. 滇西应用技术大学云南省高校山地实景点云数据处理及应用重点实验室, 大理 671006)

摘要: 地表特征与自然灾害密切相关, 对维护生态环境和深入了解地表演化过程及地质构造特征具有重要作用。通过无人机 (Unmanned aerial vehicle, UAV) 航测和运动恢复结构 (Structure from motion, SfM) 技术构建的高空间分辨率数字模型, 在滇中环状构造地貌开展地表覆盖信息和地形特征的分布关系分析。结果表明: 在裸岩、裸土和植被混合区域, 从定性和定量分析中发现 DeepLabv3+ 算法相比于 RF 算法在试验区地表覆盖信息提取中有较好的提取效果。点云经滤波得到地面点, 选择交叉验证中均值误差和均方根误差最小的 Kriging 算法构建分辨率 0.1 m 的数字高程模型 (Digital elevation model, DEM), 解译一阶坡面、二阶坡面和复合坡面的多种地形因子, 根据相关性分析选取 6 种地形因子构建了综合地形分析模型 (Comprehensive terrain analysis model, CTAM)。经过分析地表覆盖信息中覆盖面积最大裸土、植被与地形的联系, CTAM 中每个等级像元数量与总像元数量百分比中, II 级占比最高, 为 28.87%, I、IV、V 占比分别为 18.39%、13.82% 和 17.29%。UAV-SfM 技术能有效捕捉环状构造表面特征, 可为该地区地质研究与资源管理提供技术手段和科学依据。

关键词: 环状地貌; UAV-SfM 数字模型; 地表覆盖; 地形特征; 滇中

中图分类号: P237 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)08-0361-13

OSID:



Analysis of Surface and Topographic Features of Central Yunnan Ring Structure Based on UAV-SfM Digital Model

LUO Weidong^{1,2} GAN Shu^{1,2} YUAN Xiping^{2,3} CHEN Cheng^{1,2} LI Raobo^{1,2} BI Rui^{1,2} ZHU Zhifu^{1,2}

(1. School of Land and Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China

2. Plication Engineering Research Center, Spatial Information Surveying and Mapping Technology in Plateau and Mountainous Areas Set by Universities in Yunnan Province, Kunming 650093, China

3. Key Laboratory of Mountain Real Scene Point Cloud Data Processing and Application for Universities, West Yunnan University of Applied Sciences, Dali 671006, China)

Abstract: Surface features are closely related to natural disasters and have a significant impact on maintaining the ecological environment and deeply understanding the evolutionary process of the earth's surface and geological structural characteristics. High spatial resolution digital models constructed through unmanned aerial vehicle (UAV) aerial surveys and structure from motion (SfM) technology were used to analyze the distribution relationship between land cover information and terrain features in the circular tectonic landforms of central Yunnan. The results showed that in areas with a mix of bare rock, bare soil, and vegetation, DeepLabv3+ algorithm was found to have better extraction effect on land cover information in the experimental area compared with the RF algorithm, both qualitatively and quantitatively. Ground points obtained from filtered point clouds, and the Kriging algorithm with the smallest mean error and root mean square error in cross-validation was chosen to construct a 0.1 m resolution digital elevation model (DEM) to interpret various terrain factors such as first-order slopes, second-order slopes, and compound slopes. Based on correlation analysis, six types of terrain factors were selected to construct a comprehensive terrain analysis model (CTAM). After analyzing the

收稿日期: 2023-11-16 修回日期: 2024-05-10

基金项目: 国家自然科学基金项目 (62266026)

作者简介: 罗为东 (1996—), 男, 博士生, 主要从事高原山地摄影测量与遥感技术应用研究, E-mail: 1013023574@qq.com

通信作者: 甘淑 (1964—), 女, 教授, 博士, 主要从事摄影测量与遥感技术应用研究, E-mail: n1480@qq.com

connection between the land cover information with the largest coverage area (bare soil and vegetation) and the terrain, within CTAM, the percentage of each grade’s pixel number to the total pixel number was the highest at 28.87% for Grade II, with Grades I, IV, and V accounting for 18.39%, 13.82%, and 17.29%, respectively. UAV – SfM technology can effectively capture the surface features of circular structures and provide technical means and scientific basis for geological research and resource management in the region.

Key words: ring landform; UAV – SfM digital model; land cover; terrain feature; central Yunnan

0 引言

地形特征参数是理解和解释地质构造、地形演变过程及其与生态环境相互作用的关键。滇中环状构造地区以其独特的环状地质结构和复杂的地表地貌而著称,对其进行深入探索对于地质学、地貌学、生态学等多个学科领域具有重要的科学意义。然而,该地区的地形地貌具有复杂的空间特性,传统地面测量方法时间效率低下,并且存在安全隐患。随着空天地遥感技术的不断更新,空间数据的采集与数字特征数据信息的挖掘推动了数字地形分析的发展,数字地形分析的基础模型获取方式发生了革命性的变化^[1-4]。

地貌学研究中地形特征与地球内部和外部因素之间的相互作用关系,在地表数字地形分析地表覆盖信息的分布中与地形特征因子有着紧密的联系,而现代测绘技术中无人机(Unmanned aerial vehicle, UAV)提供的高分辨率数字正射影像图(Digital orthophoto map, DOM),可以运用机器学习和深度学习等方法提取地表覆盖信息。对于机器学习分类算法,PAYAL等^[5]对比了K-最近邻、决策树、朴素贝叶斯和随机森林(Random forest, RF)等多种分类算法的分类性能,发现RF算法在UAV数字影像中获得的最佳分类精度为90%。FENG等^[6]通过UAV采集的影像数据,使用RF分类算法与传统分类方法进行了对比试验,RF在植被分类中优于传统的极大似然分类器,结合纹理特征会有更佳分类效果。对于深度学习分类算法,LIU等^[7]在中国东北的红河自然保护区,以GF-1、ZY-3和Sentinel-2A等为基础数据,使用DeepLabv3+模型对湿地植被进行分类。结果表明DeeLlabv3+能较好地分类出沼泽区域的植被。曹丽英等^[8]基于DeepLabv3+模型,以MobileNetv2为主干网络,在稻田区域中有效区分水稻和杂草。周学成等^[9]以MobileNetv2为主干特征提取网络,结合深度可分离卷积对DeepLabv3+进行有效优化,在背景复杂的火龙果园较好地识别出导航路径。地形与地表覆盖信息有紧密的联系,AGRAWAL等^[10]应用地理信息系统(Geographic information system, GIS)在印度东北地

区将地形分为4类,分析了研究区地质单元、地震场址分类图和地表地类覆盖类别与分类地形之间的关系,结果表明潜在高扩增区主要与密集和轻植被类型的地表覆盖有关。WANG等^[11]采用5个时期的地表覆盖信息数据与数字高程模型(Digital elevation model, DEM)在青藏高原进行地形分布指数和地表覆盖信息变化的综合研究分析,发现草地、耕地和水体等的地形梯度效应显著,综合分析地形生态位指数可以更好地分析地形对土地利用的影响。MAIMOUNI等^[12]采用遥感(Remote sensing, RS)、GIS结合野外踏勘和统计分析等方法,研究地形特征因子及当地岩性对摩洛哥高阿特拉斯山脉Bin El Ouidane大坝周围森林分布的影响。结果表明:高程与森林密度的正相关最为显著,海拔是影响该区域内树木种类的关键地形因子。WANG等^[13]利用多期的归一化植被指数(Normalized difference vegetation index, NDVI)影像数据集与DEM和植被类型的数据结合,对青藏高原东南部三江并流区20年NDVI变化及其与地形因子的关系进行研究,试验说明植被生长受地形因子影响的重要性。KHALIFA等^[14]基于随机森林回归方法,建立NDVI与温度、地质图、地形湿度指数、曲率、高程、坡度、坡向、建筑物距离等12种因子的关系模型。结果表明:各因子对NDVI有不同程度的影响,其中高程、坡度和曲率等地形特征因子对NDVI有较高的影响。

由于自然和人为因素的影响,地表地形特征与地表覆盖信息变化有密切的关系,诸多学者以低空间分辨率的星载影像和DEM探索该关系。本文为精细化探测分析高原环状构造山区的地表覆盖信息与地形特征,基于UAV采集影像数据,通过运动恢复结构(Structure from motion, SfM)技术构建厘米级高空间分辨率数字模型,并利用RF算法和DeepLabv3+算法在DOM中提取地表覆盖信息,同时,利用影像密集匹配(Image dense matching, DIM)点云滤波构建的DEM解译地形特征因子,以高分辨率的数字模型为基础精准探索地表覆盖信息与地形特征因子的关系。

1 试验区与研究方法

1.1 试验区概况

滇中环状构造地貌位于云南省楚雄彝族自治州禄丰市,概略位置如图 1a 所示。禄丰市总面积 3 536 km²,总面积的 91.9% 为山区,其余 8.1% 为盆地,总体地势北高南低。禄丰市归属于滇中侵蚀、剥蚀山地貌区。气候属于亚热带低纬度高原季风气候,低纬度高原山地具有干旱季、雨季分明的气候特点^[15]。南缘环状构造区域位于云南禄丰恐龙国家

地质公园南缘山区,如图 1b(来源于 Google earth 地图 2020 年 12 月影像)所示。该区域范围内地貌类型复杂多样,以侵蚀地貌、方山地貌为主。由于测区内存在小型中生代红色沉积盆地,土壤类型呈带分布,紫色和红色土壤分布广泛,如图 1c 所示。受地质条件和气候环境影响,试验区内主要分布有西南栒子、余甘子、车桑子和杂草等适宜生长在砂质壤土的低矮植被,如图 1d 所示。露出地表岩石主要为介于碳酸岩与粘土岩之间的灰紫色泥灰岩石以及砂状结构的长石石英砂岩,如图 1e 所示。

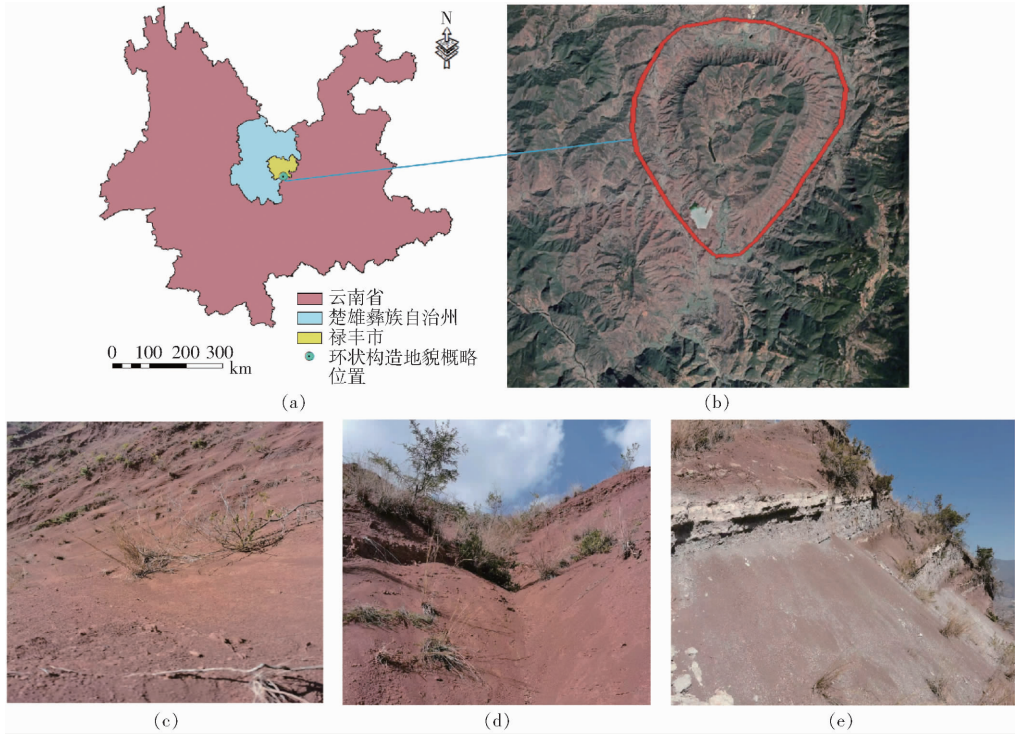


图 1 恐龙谷南缘环状构造地貌概况

Fig. 1 Dinosaur valley south margin ring tectonic landform overview

基于开源 ALOS 的 12.5 m 分辨率 DEM,通过目视解译的方式分析环状构造地貌的高程分布,在环状构造地貌东北位置的红色范围线区域内左右高程差值明显,如图 2a 所示,按图 2b 在该区域绘制 P1 和 P2 横向剖面,剖面线如图 2d、2e 所示,结合图 2c 所示的 Google earth 影像发现所选区域微地貌形态特征分类中的坡地形态特征相似^[16],故在该区域采集 UAV 数据。

1.2 研究方法

基于 M300 RTK 型无人机采集影像数据,结合 UAV - SfM 算法构建相关数字模型,本次试验主要应用 DOM、DIM 点云模型。其中,采用机器学习中 RF 面向对象的分类算法和深度学习中的 DeepLabv3 + 像素分类提取该区域的地表覆盖类型图。对于 DIM 点云,以渐进加密不规则三角网 (Progressive tin densification, PTD)算法滤波获取地

面点云数据,再结合 4 种插值方法构建 DEM 并验证精度,选择精度最优 DEM 提取 10 项地形特征因子,然后将相关性较小的 6 种因子按均等权重组合成综合地形分析模型 (Comprehensive terrain analysis model, CTAM)。最后选取分类效果较好的地表覆盖类型和 CTAM 叠加以进行地表地形特征综合分析研究,具体流程如图 3 所示。

通过 M300 RTK 型无人机搭载 RIE - M6 型相机利用动态后处理差分技术进行影像数据采集,先通过连接 Cors 站直接获取卫星载波相位进行测量,再进行差分处理得到虚拟载波相位,之后依据坐标转换得到移动站坐标信息。UAV 和镜头参数如表 1 所示。

采集影像数据时,先根据野外实地踏勘情况设置航线,同时使用 RTK 在测区布设 5 个像控点,以及 60 个随机高程点以用于相关模型的精度验证

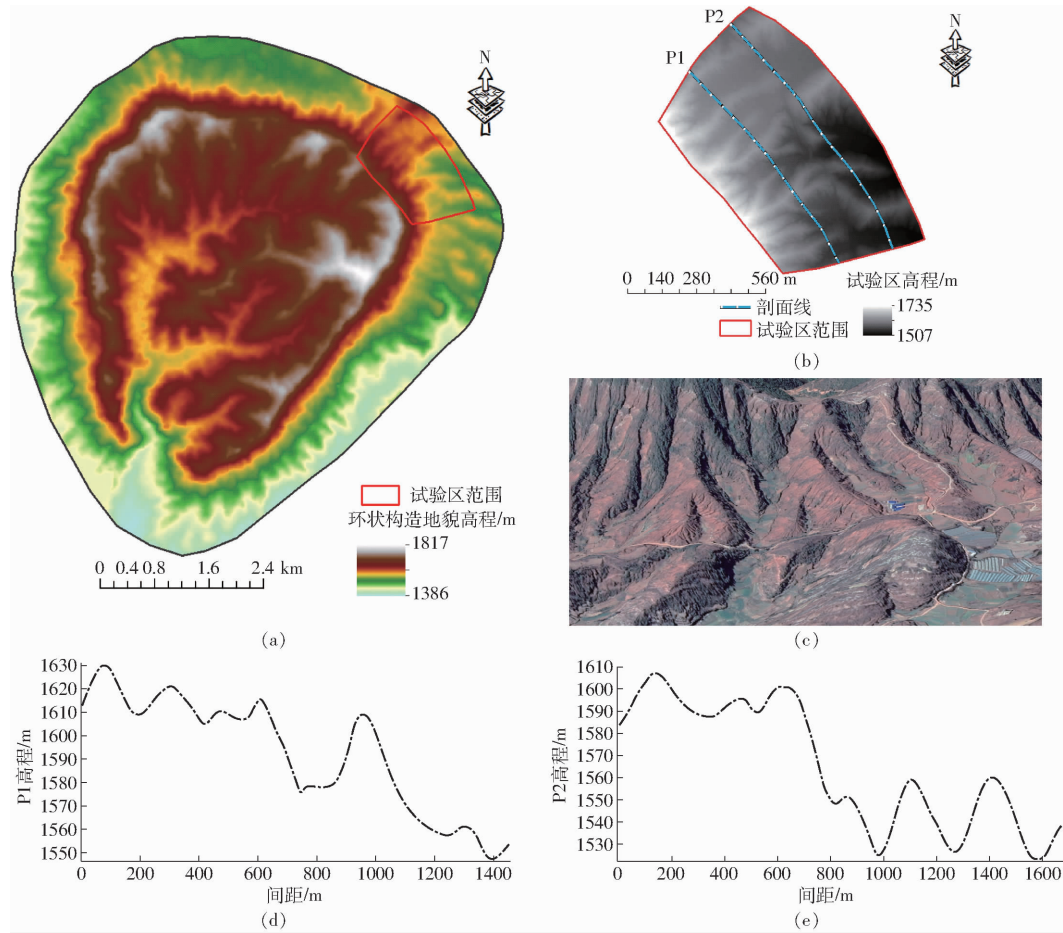


图 2 试验区选取

Fig. 2 Selection of test area

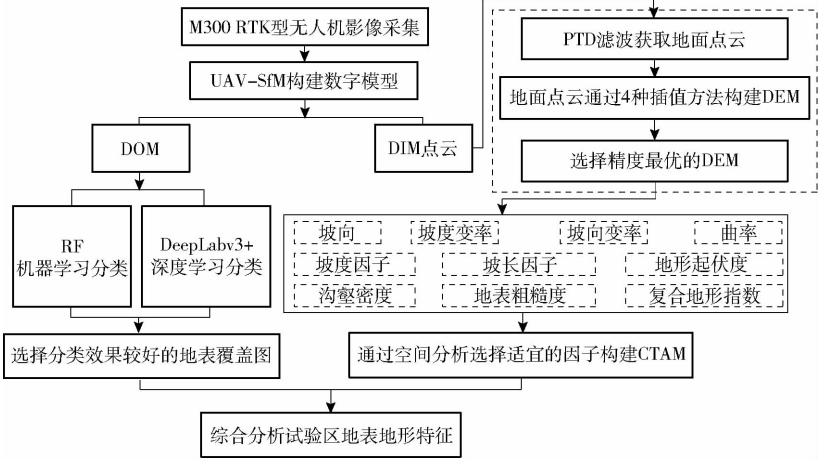


图 3 试验流程图

Fig. 3 Test flowchart

(图 4a)。结合所需数字模型的分辨率,设置平均飞行高度为 400 m,航向重叠度为 60%,旁向重叠度为 90%。此次飞行情况良好,共采集影像 300 幅,剔除有部分曝光和拍摄有误的影像 16 幅,如图 4b 所示。如图 4c 所示,基于 PhotoScan,根据尺度不变特征转换(Scale-invariant feature transform, SIFT)算法将影像的特征点匹配,再基于 SfM 算法构建稀疏的点云,之后运用半全局匹配(Semi-global matching, SGM)

算法^[17]构建 DIM 点云,最后完成格网构建和纹理映射。如图 4d 所示,其中 DOM 像元大小为 0.038 m, DIM 点云为 21 429 500 个。

对于试验区的地表信息,本次试验采用机器学习 RF 面向对象的分类算法和深度学习中的 DeepLabv3 + 像素分类。其中,RF 算法在诸多研究中均有较强的分类能力和较好的兼容性,其本质是串联单一的决策树,并结合 CART 分类器,根据样本

表 1 无人机和镜头参数

Tab.1 UAV platform and lens parameters

UAV 参数		光学镜头参数	
数值/形式		数值/形式	
型号	M300 RTK	型号	SONY ILCE - 7RM4
最大抗风能力/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	15	FOV/($^{\circ}$)	80
最大飞行时间/ min	55	CMOS 尺寸/ ($\text{mm}\times\text{mm}$)	35.7 $\times$ 23.8
最大飞行高度/m	5 000	影像尺寸/ (像素 $\times$ 像素)	9 504 $\times$ 6 336
最大飞行速度/ ($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	23	传感器尺寸/ mm	35.7

信息分类 DOM 所包含的地表信息。对于 CART 分类器,最主要的是计算各个地表类别属性的 Gini 指标,基于最小指标完成分类,并以递归的方式构建决策树。RF 分类具体流程如图 5 所示。

DeepLabv3 + 是将空洞空间金字塔池化 (Atrous spatial pyramid pooling, ASPP) 方法与编解码结构整合的编码器-解码器结构,如图 6 所示,编码区包含骨干网络和 ASPP 模块。其中,主干网络使用 MobileNetv2 进行特征提取,由于 MobileNetv2 使用倒残差结构 (Inverted residual block),能在一定程度

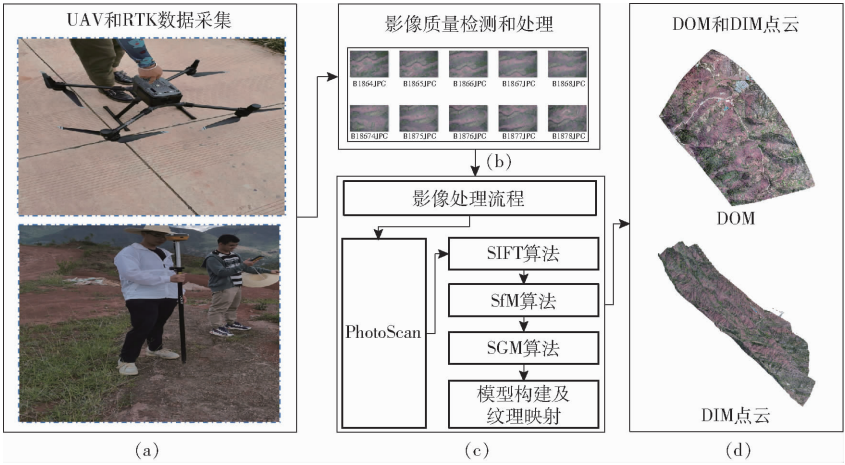


图 4 影像采集及处理

Fig. 4 Images acquisition and processing

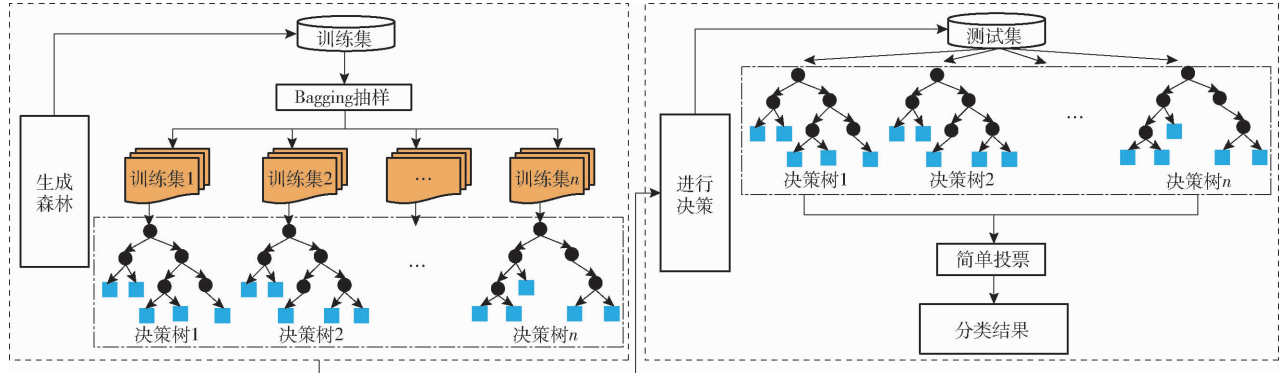


图 5 随机森林分类算法流程图

Fig. 5 Flowchart of RF algorithm

上保障网络结构既可以有相对更小的参数及解算复杂程度,又保持较好的特征提取能力。ASPP 模块是通过不同膨胀率的空洞卷积块和特征图池化块处理,大量挖掘影像中所含的多尺度信息。而解码区则是将 ASPP 模块的输出 4 倍上采样,融入低维度特征之后通过 3×3 卷积和 4 倍上采样以还原影像尺寸和输出预测结果。

影像构建的 DIM 点云包含植被、建筑物等地物点信息,需通过滤波方式,将地物点剔除,再基于地面点云构建 DEM,以进行试验区的地形信息提取和分析。选择 AXELSSON^[18] 提出的 PTD 算法对 DIM

点云和 LiDAR 点云进行滤波处理。PTD 滤波算法获取地面点,主要是先将点云数据划分规则格网,地面点是各个网中点云最低的点,然后选取初始种子点。之后,利用种子点在数据边界范围内添加辅助点,辅助构建 TIN。再基于距离和角度阈值判断地面点,并迭代循环直至全部点云被分类为地面点和地物点。

DEM 是获取地形信息的主要数字模型,也是描述地形特征的数字模型。将地面点通过插值的方式构建 DEM,主要插值方式包括反距离加权法插值 (IDW)、样条函数法插值 (Spline)、不规则三角网法

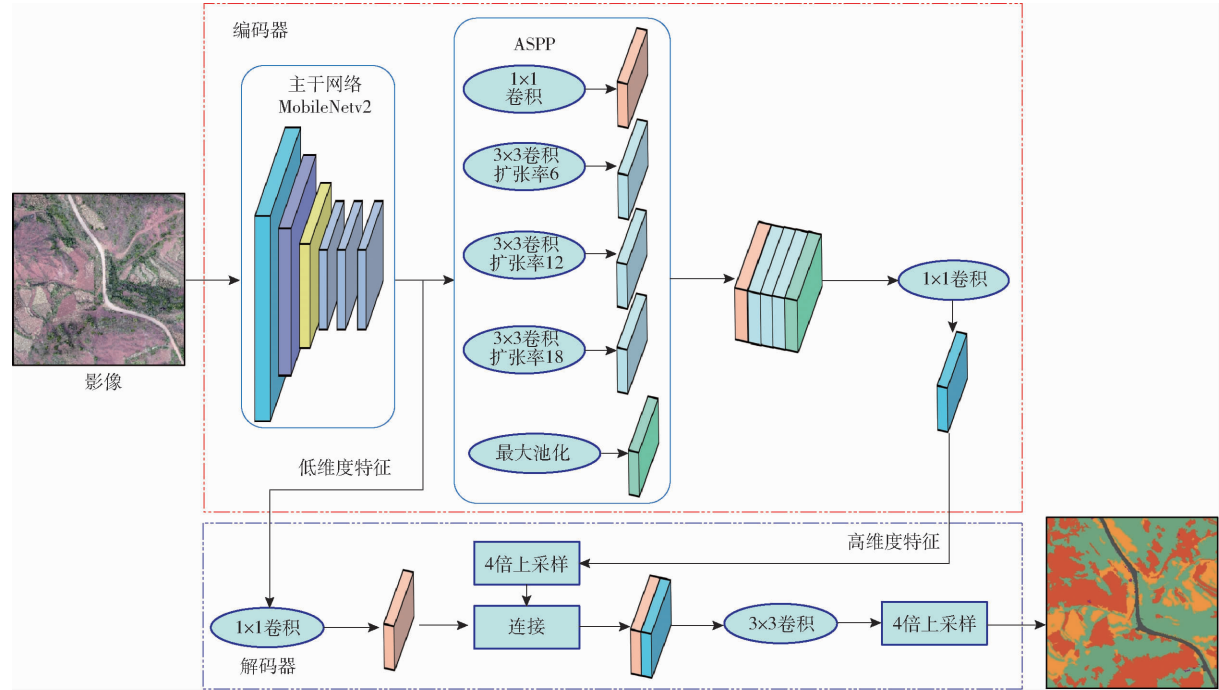


图 6 DeepLabv3 + 模型网络结构图

Fig. 6 DeepLabv3 + model network structure diagram

插值 (TIN) 和克里金法插值 (Kriging) 等^[19-21]。先将 80% 地面点数据按 4 种插值方法构建 DEM, 以 20% 地面点数据为验证集, 进行交叉验证, 选取精度最佳的插值方法。计算公式为

$$d_i = H_i - H_{\text{test}} \tag{1}$$

$$M_i = \frac{\sum d_i}{n} \tag{2}$$

$$R = \sqrt{\frac{\sum d_i^2}{n}} \tag{3}$$

式中 d_i ——第 i 个高程点高程误差, m
 M_i ——第 i 个高程点均值误差, 可平均体现数据集中的误差, m
 R ——均方根误差, 突显对比值与真值之间离散程度^[22], m
 H_i ——第 i 个高程点高程, m
 H_{test} ——验证集的点位高程, m
 n ——验证集个数

进行数字地形分析可定量表达地貌地形的具体特征, 而在地貌形态特征的描述之中地形因子是具有一定意义的指标, 同时, 基于 DEM 的数字地形分析具有一定的潜力与优势。结合对试验区的目视解译分析结果, 本次试验先综合选取一阶、二阶和复合坡面因子, 包括坡向 (Aspect)、坡度变率 (Slope of slope, SOS)、坡向变率 (Slope of aspect, SOA)、曲率 (Curvature)、坡度因子 (Slope factor)、坡长因子 (Slope length factor)、地形起伏度 (Topographic relief, TR)、地表粗糙度 (Surface roughness, SR)、沟

壑密度 (Gully density, GD) 和复合地形指数 (Compound topographic index, CTI)。

其中, 坡长与坡度因子是判断地表土壤发生侵蚀的重要地形要素, 按 LIU 等^[23]所提的中国土壤流失方程 (CSLE) 中的公式计算, 计算公式为

$$S = \begin{cases} 10.8 \sin \theta + 0.03 & (\theta < 5^\circ) \\ 16.8 \sin \theta - 0.5 & (5^\circ \leq \theta < 10^\circ) \\ 21.9 \sin \theta - 0.96 & (\theta \geq 10^\circ) \end{cases} \tag{4}$$

$$L = \left(\frac{\lambda}{22.13} \right)^\beta \tag{5}$$

其中

$$\beta = \begin{cases} 0.5 & (\theta > 5^\circ) \\ 0.4 & (3^\circ < \theta \leq 5^\circ) \\ 0.3 & (1^\circ < \theta \leq 3^\circ) \\ 0.2 & (\theta \leq 1^\circ) \end{cases} \tag{6}$$

式中 S ——坡度因子
 θ ——坡度, ($^\circ$)
 L ——坡长因子, 标准化到 22.13 m 的坡长土壤侵蚀量
 λ ——水平投影坡长, m
 β ——坡长因子指数, ($^\circ$)

TR 是反映地形特征的宏观指标, 也是反映斜坡地质敏感性的重要指标^[24], 计算公式为

$$TR = D_{\text{max}} - D_{\text{min}} \tag{7}$$

式中 TR ——地表起伏度, m
 D_{max} ——DEM 最大值, m
 D_{min} ——DEM 最小值, m
SR 定义了地形表面崎岖程度即粗糙度, 粗糙度

客观反映地形局部特征^[25],计算公式为

$$SR = \frac{1}{\frac{\pi}{180}\cos\theta}$$

(8)

式中 SR ——地表粗糙度

GD 指单位面积内沟壑总长度,是评定地貌形态特征较为重要的指标^[26],借助水文分析提取沟壑总长及流域面积,计算公式为

$$GD = \frac{\sum L_a}{A}$$

(9)

式中 GD ——沟壑密度, m/m^2

L_a ——流域区域内沟壑总长, m

A ——总流域面积, m^2

CTI 是描述地表径流特征的指数,可反映地表的垂直和水平变化,以及地势对径流形成的影响^[27-28],计算公式为

$$CTI = \ln \frac{A_s}{\tan\theta}$$

(10)

其中

$$A_s = \lim_{L_a \rightarrow 0} \frac{A}{L_j} = \frac{1}{L_j} \sum_{i \in C_j} S_i$$

(11)

式中 CTI ——复合地形指数

A_s ——单位汇水面积, m^2

S_i ——单位格网上游中第 i 个格网单元的面积, m^2

C_j ——格网单元 j 的全部上游汇水单元的集合,可采用水流方向矩阵判断

L_j ——格网单元尺寸

为确保对试验区的综合地形分析,借助波段集工具进行各因子之间的独立性验证以剔除相关性比较高的因子和相关性最小的因子,将筛选后的地形特征因子按照相等权重赋予相应的地形特征因子以组合 $CTAM$ 。

2 结果与分析

2.1 滇中环状构造数字地表覆盖信息提取结果

为使用 RF 算法提取环状构造入口区域的地表覆盖信息,考虑本次处理的 DOM 为 $41\,768$ 像素 $\times$ $41\,722$ 像素,分辨率为 $0.038\,m$,选择使用 eCognition 平台,先借助 ESPS 插件采用局部方差法选取适宜的分割尺度,再基于分割的结果结合目视解译分析将地表覆盖信息中绿色灌木、草丛等归为植被,黄色秸秆、枯萎的草等归为枯萎植被,裸露紫色土和红壤等归为裸土,裸露泥灰岩等归为裸岩,以及道路、建筑物等地类样本信息。在 RF 算法中 Max_categories 和 Max_tree_number 分别为 16 和 50。基于训练的样本完成分类,计算总体精度 (Overall accuracy,

OA) 和 Kappa 系数, Kappa 系数越接近 1 说明分类效果越好。如表 2 所示,有 2 个植被和 12 个枯萎植被的地表信息被误识别为裸岩,有 3 个裸土、4 个道路、1 个建筑物和 1 个枯萎植被的地表信息被误识别为裸岩,但 OA 为 93.98%, Kappa 系数为 92.16%,所有地类的分类相对而言效果较好。

表 2 RF 地表覆盖信息分类精度

Tab.2 RF classification accuracy of land cover information

覆盖类别	裸土	植被	裸岩	道路	建筑物	枯萎植被	总计
裸土	176	2	0	0	0	12	190
植被	0	156	0	0	0	2	158
裸岩	3	0	62	4	1	1	71
道路	0	0	2	37	0	1	40
建筑物	0	0	0	0	18	0	18
枯萎植被	4	2	0	0	0	97	103
总计	183	160	64	41	19	113	

计算机处理器为 12th Gen Intel Core i7 - 12700H, 显卡为 NVIDIA GeForce RTX 3070 Ti Laptop GPU, DeepLabv3 + 模型基于 Pytorch 深度学习框架搭建网络结构,批量大小为 8,为避免正负样本不均衡对训练造成的问题, Loss 函数加入 Dice Loss 同时使用 Adam 优化器优化权重更新,以提取试验区地表覆盖信息。

以 20% 数据进行验证,训练时间为 2 309 min,训练结果如图 7 所示,其为模型损失函数随训练迭代次数的变化曲线。由图 7 可看出,随着训练迭代次数的增加模型的损失值不断下降并快速收敛。并且验证损失值与训练损失值较为接近,证明模型在验证集上也有较好的效果,不存在过拟合现象。

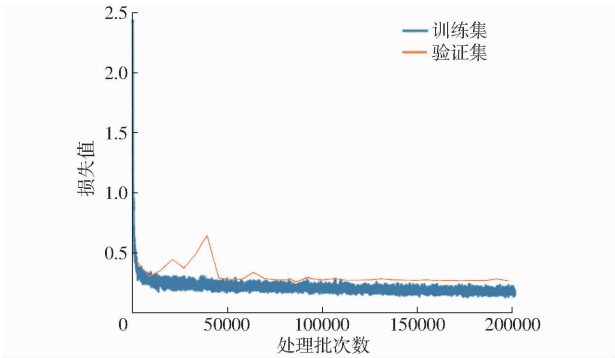


图 7 训练和验证损失值变化曲线

Fig.7 Training and validation loss curves

准确率表示该次分类地表覆盖地类信息中预测是正的地类样本中真正的正样本数量,召回率则表示对于预测的结果,所预测是正的地类样本中所含有的真正的正样本数量,而 F1 值为精确率与召回率的调和均值,是测算分类模型精确度的指标之一,

其值越接近 1 则表示分类效果越好^[29-30]。试验结果如表 3 所示,道路精度最高,为 90.19%,裸岩精度最低,为 61.61%,而植被和道路召回率均超过 90%,分别为 90.97% 和 94.39%。裸土、植被和道路 F1 值均超过 80%,分别为 82.26%、87.27% 和 90.19%,相对而言分类效果较好。

表 3 DeepLabv3 + 地表覆盖信息分类精度

Tab. 3 DeepLabv3 + indicators of accuracy for each class of surface cover information %

指标	裸土	植被	裸岩	道路	建筑物	枯萎植被
准确率	84.96	83.86	66.23	86.35	73.55	75.25
召回率	79.72	90.97	57.60	94.39	64.54	61.45
F1 值	82.26	87.27	61.61	90.19	68.75	67.66

为直观判断两种算法的分类结果,以同种颜色显示地表覆盖信息,并统计各区域所占面积,RF 算

法分类出的裸土、植被、裸岩、道路、建筑物和枯萎植被占比分别为 32.25%、49.37%、5.51%、0.97%、0.08% 和 11.82%,而 DeepLabv3 + 算法分类占比分别为 34.48%、50.96%、2.45%、2.04%、0.06% 和 10.01%。植被和裸土两种地表覆盖信息中 DeepLabv3 + 相对于 RF 分别高 1.59、2.23 个百分点。RF 算法面向对象的分类试验区地表覆盖信息结果如图 8a 所示,DeepLabv3 + 算法分类结果如图 8b 所示,在裸岩、裸土和植被混合区域,DeepLabv3 + 相对而言识别的地表覆盖信息更为符合实际情况,但在建筑物区域 DeepLabv3 + 分类出的建筑物部分覆盖到裸土和植被地表信息。总之,从定量和定性角度考虑,DeepLabv3 + 比 RF 算法分类效果更佳,后续将其分类出的地表覆盖信息与地形信息进行叠加。

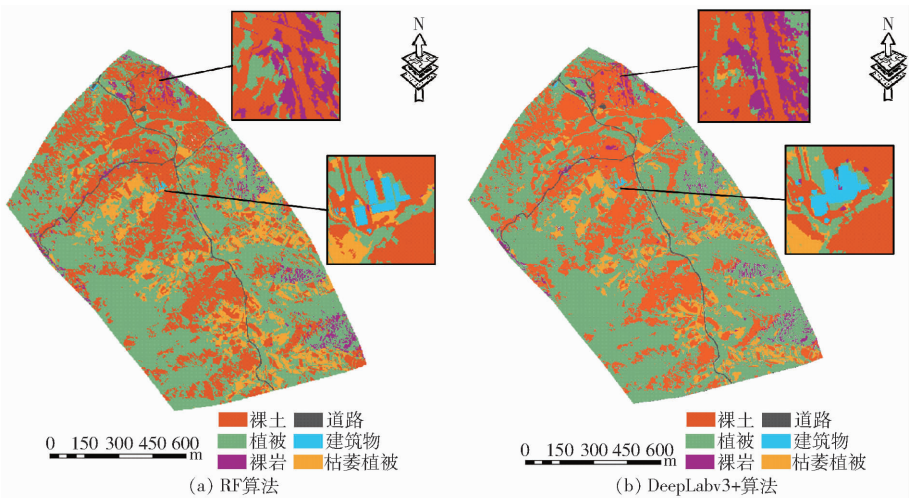


图 8 分类结果对比
Fig. 8 Classification results comparison

2.2 滇中环状构造数字地形特征信息提取结果

DEM 是地表高程的数字化数据,基于 DEM 应用 ArcGIS 的 Spatial Analyst 工具可计算得到多种地形特征因子,以揭示地表的形状、变化和特性。并且基于 DEM 的数字地形特征分析已经初步产生了带有自身特性的理论、体系和相应的应用模式^[31]。提取试验区的地形特征信息,需使用 PTD 算法滤波 DIM 点云,以获取实际地面点数据。为避免出现山顶被滤除的情况,先将点云转换成栅格数据,借助自然间断点分级法 (Jenks) 按高程信息将试验区分为 5 个高程区间,再结合 PCL 按高程区间提取 5 个区间的点云,如图 9a 所示,然后根据高程差设置合适的格网尺寸、迭代角度和迭代距离等参数,最后合并 5 个区域的地面点,并使用 Geomagic Studio 完成点云空洞的填补,得到 1 354 079 个地面点,如图 9b 所示。

DEM 是保障各地形特征因子能真实反映试验

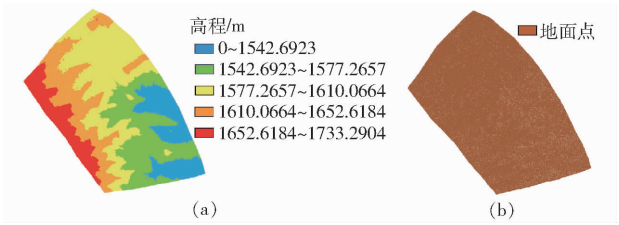


图 9 DIM 点云滤波获取地面点数据
Fig. 9 Ground point data from DIM point cloud filtering

区地形特征的关键模型,为选取质量较高的 DEM,通过 IDW、Spline、TIN 和 Kriging 共 4 种插值方法将 80% 地面点数据构建为 DEM,并以 20% 地面点按式(1)~(3)进行交叉验证,结果如表 4 所示。为精细探测试验区的地形特征信息,选择交叉验证中均值误差和均方根误差最小的 Kriging 法将地面点构建成分辨率 0.1 m 的 DEM。

基于 Kriging 构建的 0.1 m 高分辨率 DEM,利用 ArcGIS 的空间分析提取 10 项地形特征因子,所有

表 4 插值方法构建 DEM 精度验证

Tab.4 Verification of accuracy of DEM constructed

by interpolation method				m
名称	IDW	Spline	TIN	Kriging
均值误差	-0.002 2	-0.001 8	-0.005 0	-0.001 0
均方根误差	0.001 5	0.001 7	0.001 7	0.000 2

因子按同一色带显示。其中,坡向是确定地表吸纳阳光和再分配太阳辐射量的关键地形特征因子,以度为单位按顺时针方向进行测量,在该因子的格网里像元值对应意味着该像元的坡度所面对的方向,将坡向依照角度进行重分类为 5 个等级^[32],如表 5 所示。

经统计,各坡向占比分别为 13.29%、17.16%、32.66%、23.66%、13.23% (图 10a)。坡向变率 (SOA)从地貌学的角度出发是坡向指向具有差异的坡面形态转化^[33],可根据此演算出诸多地貌地形特征线,如图 10b 所示,本次试验计算得 SOA 为 -1°~89.974°。坡度变率 (SOS)是地表面的任意

表 5 坡向分级

Tab.5 Aspect classification

坡向类型	坡度/(°)
平坡	-1
阴坡	0~45 或 315~360
半阴坡	45~135
阳坡	135~225
半阳坡	225~315

点相对水平面的高程变化率,可提供地势的变化速率和相关的山区地形信息等^[34],如图 10c 所示,结果为 0°~89.842°。曲率是反映地形扭曲变化的程度,从垂直和平面两个方向诠释地形的曲面形态^[35],如图 10d 所示,其值等于 0 则表面平,小于 0 则表面开口朝上凹,大于 0 则表面上凸,在试验区占比分别为 3.32%、50.04%、46.64%。坡度因子 (TR)指地表起伏的状态,是环境适宜性的重要指标,也是划分地貌类型的一个关键指标^[36]。坡长因子 (SR)客观反映地形局部特征。两个因子在计算

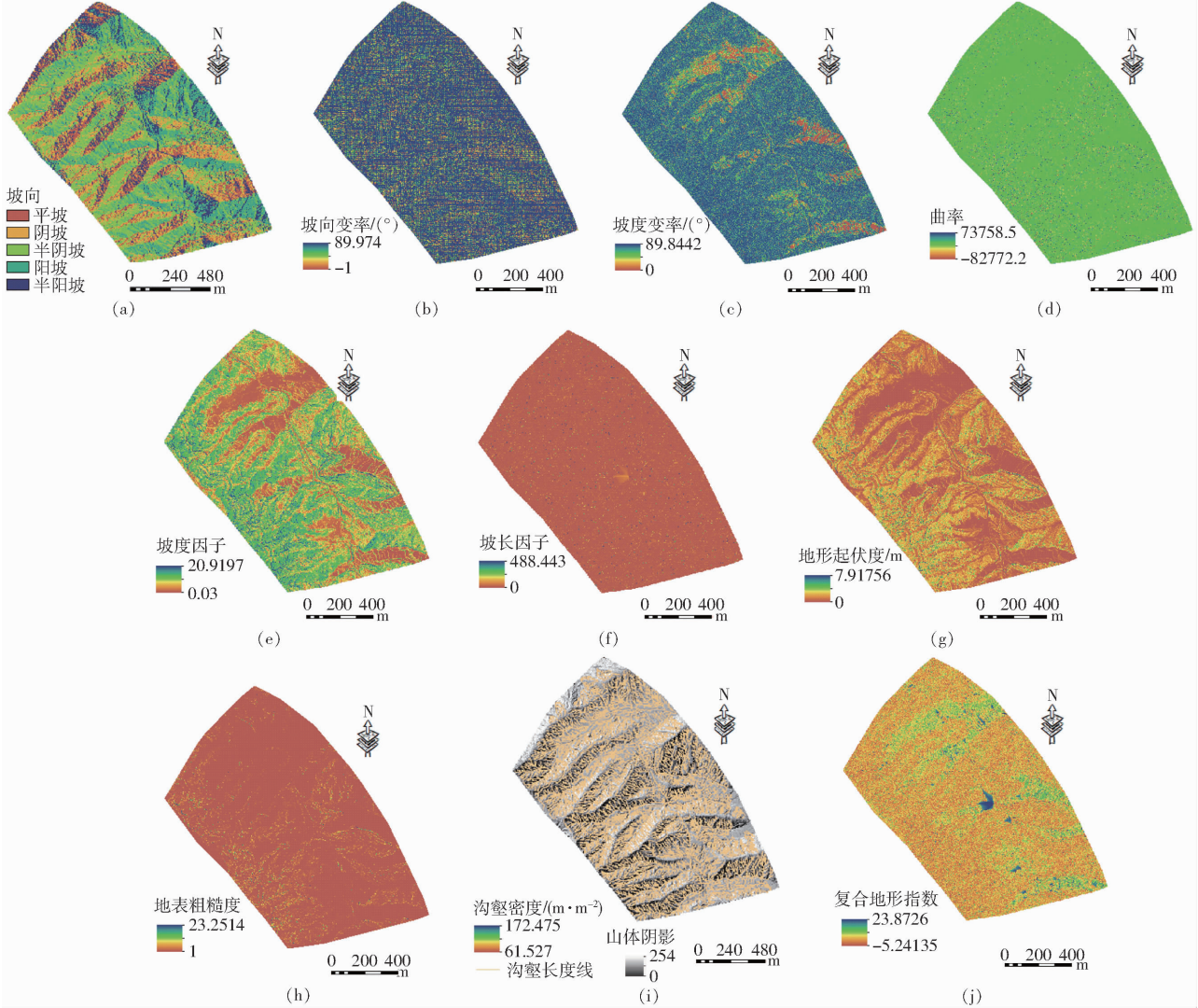


图 10 10 项地形特征因子提取

Fig. 10 Extraction of 10 terrain feature factors

时最佳窗口选取为 $5 \times 5^{[37]}$, 结果如图 10g 和图 10h 所示。为避免坡度因子出现负数, 不符合实际情况, 需将坡度先转为弧度, 如图 10e 所示。坡长、GD 和 CTI 因子都需要先将 DEM 填洼, 再进行流向和流量的计算, 本次试验均按 D8 分配流向, 然后基于式(5)、(9)、(10)解算, 坡长因子如图 10f 所示, 图 10i 为各个沟壑总长度与每个流域面积的比值 (GD), 整个区域的 GD 为 99.04 m/m^2 ; 复合地形指数 (CTI) 如图 10j 所示, 能有效反映水文敏感性和地形陡降程度。

表 6 地形特征因子相关系数
Tab. 6 Correlation coefficients of terrain factors

地形因子	坡向	坡向变率	坡度变率	曲率	坡度因子	坡长因子	地形起伏度	地表粗糙度	沟壑密度	复合地形指数
坡向	1									
坡向变率	0.042	1								
坡度变率	-0.013	-0.001	1							
曲率	0	0.003	0	1						
坡度因子	-0.010	-0.038	0.436	0	1					
坡长因子	-0.003	0.003	-0.003	-0.032	-0.027	1				
地形起伏度	-0.020	-0.030	0.360	0.002	0.910	-0.023	1			
地表粗糙度	-0.056	-0.025	0.211	0.003	0.751	-0.016	0.925	1		
沟壑密度	-1.310	-0.108	-0.614	0	-0.450	0.006	-0.167	0.037	1	
复合地形指数	0	0.017	-0.335	-0.185	-0.451	0.274	-0.406	-0.300	0.457	1

为 0, 表示相关性较低在本次试验中也筛除。

以选择的坡向、坡向变率、坡度变率、坡度因子、坡长因子、复合地形指数 6 个地形特征因子按等权重建 CTAM, 考虑本次试验地表覆盖地类信息有 6 类且经过相关系数矩阵筛选出 6 项地形特征因子, 故将 CTAM 值借助自然间断点分级法 (Jenks) 同样分级为 6 个等级, 如图 11a 所示。CTAM 包含 6 项地形特征因子, 有利于揭示地形的朝向和形态等特征, 其等级与地形综合程度成正比。统计 CTAM 中每个等级像元数量与总像元数量的百分比, 如图 11b 所示, II 级占比最高, 为 28.87%, III 级占比次之, 为 21.62%, VI 级占比最小, 为 0.01%, I、IV、V 占比接近, 分别为 18.39%、13.82% 和 17.29%。

在本次试验提取的 6 类地表覆盖信息中裸土和植被是覆盖范围最大的两类, 占整个试验区域 85% 以上, 故主要以这两类覆盖信息为主与 CTAM 模型进行空间叠加分析。先单独分离出 DeepLabv3 + 算法获取的裸土和植被地表覆盖信息, 如图 12a、12c 所示, 再与 CTAM 进行空间叠加。如图 12b 所示, 发现在坡地两侧的裸土主要位于 CTAM 中的 III、IV、V 级中, 由于在坡地的底部有人工开垦的农田且本次数据采集是在秋天, 部分农作物已收获, 仅含有裸

3 讨论

本试验先选取一阶坡面、二阶坡面和复合坡面因子, 但仅从单一的角度来描述地形特征, 为分析试验区的综合地形特征, 将选取的 10 项因子进行相关性分析, 即衡量各个因子间的相互依存关系, 相关系数则是各因子像元的协方差和比标准差乘积之间的比值, 如表 6 所示。参考相似性和差异性等方面的研究^[38-39], 相关系数大于 0.5 或小于 -0.5 表示相关性较高则剔除, 而曲率由于与 4 个因子相关系数

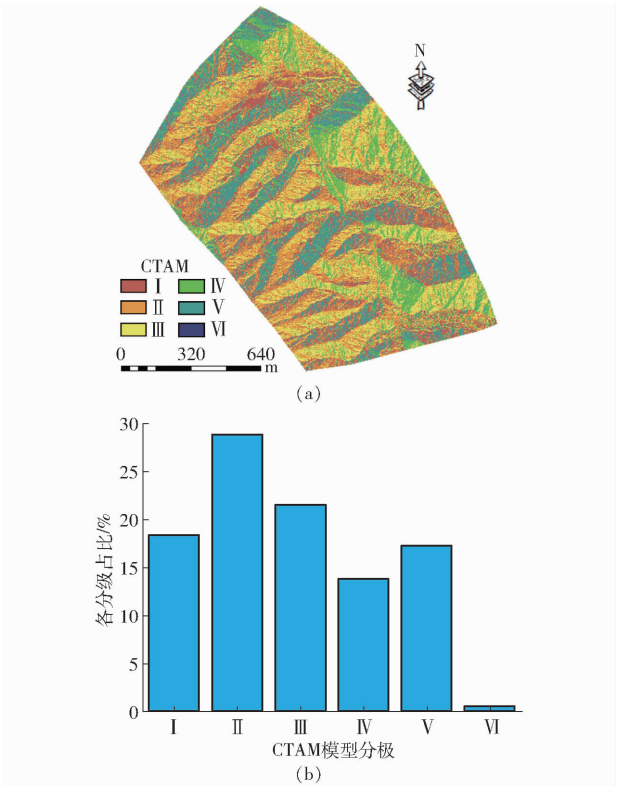


图 11 CTAM 模型等级及其占比
Fig. 11 CTAM model levels and proportions

土的地表覆盖信息, 这部分区域的裸土位于 CTAM

中的 I、II 级中。如图 12d 所示,植被覆盖信息有部分位于 CTAM 的 V 级中,主要是因为坡向分析中属阴坡和半阴坡区,相对而言太阳辐射少,土壤的富

水性较强,大部分山体两侧的西南柃子、余甘子、车桑子等适宜生长在砂质壤土的低矮植被分布位于 CTAM 的 II、III 级中。

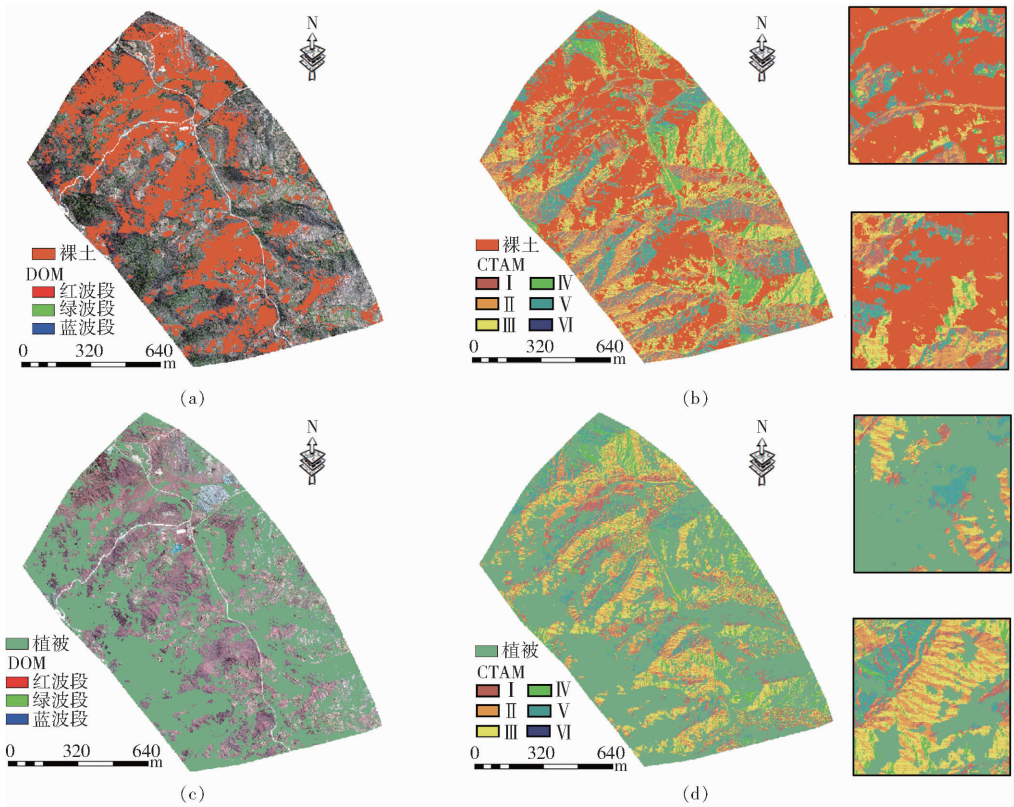


图 12 CTAM 模型及分析
Fig. 12 CTAM model and analysis

以 UAV - SfM 技术构建高分辨率的数字模型为基础,精准分析地表覆盖信息与地形特征因子的联系,单期数据能说明该时段内的裸土、植被等地表覆盖信息与地形的关系,后续研究中,深化滇中环状构造地表地貌特征数字地形分析研究准备定期在试验区采集数据,如雨季、旱季时间节点或春、夏、秋、冬时间节点,以揭示地貌演化过程中受自然因素和人类活动影响。

UAV - SfM 技术还可构建实景三维模型,通过模型纹理信息对地层岩性进行初步判断以及识别褶皱、断层、节理构造等地质构造要素。此外,可借助钻孔技术获取地下的地层岩性、土壤深度分布等信息,未来将进一步深化 UAV 数字模型对滇中环状构造地表地下结构模型的相关探索。

4 结论

(1) 针对地表覆盖信息解译,DeepLabv3 + 有效地从 DOM 中识别并分析了地表覆盖信息,并通过与 RF 算法的对比分析,证实了 DeepLabv3 + 算法在

分类地表信息混合区域中具有一定的优势。
(2) 针对地形特征提取,基于滤波处理的高质量 DIM 点云数据,通过交叉验证选择了最优的 Kriging 插值方法,构建分辨率 0.1 m 的 DEM,并对不同坡面类型的地形特征参数进行了精确解算。通过地形分析,提取出一阶坡面、二阶坡面和复合坡面等地形要素,并基于相关性分析构建 CTAM 模型。

(3) CTAM 中每个等级像元数量与总像元数量百分比,II 级占比最高,为 28.87%,I、IV、V 占比接近,分别为 18.39%、13.82% 和 17.29%。植被覆盖信息部分位于 CTAM 的 V 级中。

(4) 分析了地表覆盖信息和地形因子的关系,揭示了覆盖面积大的裸土和植被分布特点与地形条件的密切关系。此外,通过 UAV - SfM 技术应用,不仅在地形数据采集和处理技术上取得了显著进展,也为理解滇中环状构造等复杂地形地貌提供了科学数据,对推动相关地质结构的科学研究和实际应用具有现实意义和学术价值。

参 考 文 献

[1] YOSHIYA T, MASASHI H, MASAYOSHI M, et al. Multitemporal UAV surveys of geomorphological changes caused by postfire heavy rain in Kamaishi City, Northeast Japan[J]. *Catena*,2023,220(Part A):106702 – 106718.

[2] YU T Y, NI W J, LIU J L, et al. Extraction of tree heights in mountainous natural forests from UAV leaf-on stereoscopic imagery based on approximation of ground surfaces[J]. *Remote Sensing of Environment*,2023,293:113613 – 113627.

[3] FABIO B, FRANCESCO C, DANILO M, et al. UAV survey method to monitor and analyze geological hazards: the case study of the mud volcano of Villaggio Santa Barbara, Caltanissetta (Sicily) [J]. *Natural Hazards and Earth System Sciences*,2021,21(9):2881 – 2898.

[4] EVANS A D, GARDNER K H, GREENWOOD S, et al. UAV and structure-from-motion photogrammetry enhance river restoration monitoring: a dam removal study[J]. *Drones*,2022,6(5):100 – 135.

[5] PAYAL M, AKASHDEEP S, RAMAN S, et al. On the performance evaluation of object classification models in low altitude aerial data[J]. *Journal of Supercomputing*,2022,78:14548 – 14570.

[6] 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.

[7] LIU M, FU B L, XIE S Y, et al. Comparison of multi-source satellite images for classifying marsh vegetation using DeepLabV3 plus deep learning algorithm[J]. *Ecological Indicators*,2021,125:107562 – 107583.

[8] 曹英丽,赵雨薇,杨璐璐,等. 基于改进 DeepLabv3 + 的水稻田间杂草识别方法[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(12): 242 – 252.

CAO Yingli, ZHAO Yuwei, YANG Lulu, et al. Weed identification method in rice field based on improved DeepLabv3 + [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(12): 242 – 252. (in Chinese)

[9] 周学成,肖明玮,梁英凯,等. 基于改进 DeepLabv3 + 的火龙果园视觉导航路径识别方法[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(9): 35 – 43.

ZHOU Xuecheng, XIAO Mingwei, LIANG Yingkai, et al. Navigation path recognition between dragon orchard using improved DeepLabv3 + network [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(9): 35 – 43. (in Chinese)

[10] AGRAWAL N, DIXIT J. Topographic classification of north eastern region of India using geospatial technique and following seismic code provisions[J]. *Environmental Earth Sciences*,2022,81(18):436 – 456.

[11] WANG X, WANG R J. Terrain gradient effect of land use and its driving factors in the Qinghai – Tibet plateau[J]. *Polish Journal of Environmental Studies*,2022,31(6):5299 – 5312.

[12] MAIMOUNI S, DACHOR L, OUKASSOU M, et al. Evaluate the effect of topographic factors and lithology on forest cover distribution: a case study of the Moroccan high atlas[J]. *Environmental Modeling & Assessment*, 2021,26(5):787 – 801.

[13] WANG C Y, WANG J N, NAUDIYAL N, et al. Multiple effects of topographic factors on spatio-temporal variations of vegetation patterns in the three parallel rivers region, southeast Qinghai – Tibet plateau[J]. *Remote Sensing*, 2022,14(1): 151 – 169.

[14] KHALIFA M A L K, RAHMA A N, et al. Dynamic change in normalised vegetation index (NDVI) from 2015 to 2021 in Dhofar, southern Oman in response to the climate change[J]. *Agriculture*,2023,13(3):592 – 616.

[15] BI R, GAN S, YUAN X P, et al. Multi-view analysis of high-resolution geomorphic features in complex mountains based on UAV – LiDAR and SfM – MVS: a case study of the northern pit rim structure of the mountains of Lufeng, China[J]. *Applied Sciences*,2023,13(2):738 – 764.

[16] 周访滨,刘学军. 基于栅格 DEM 自动划分微观地貌形态的研究[J]. *武汉理工大学学报(信息与管理工程版)*, 2008, 30(2): 172 – 175.

ZHOU Fanbin, LIU Xuejun. Research on the automated classification of micro-land form based on grid DEM[J]. *Journal of Wuhan University of Technology (Information & Management Engineering)*, 2008,30(2):172 – 175. (in Chinese)

[17] YAN L, FEI L, CHEN C, et al. A multi-view dense image matching method for high-resolution aerial imagery based on a graph network[J]. *Remote Sensing*, 2016, 8(10):799 – 817.

[18] AXELSSON P. DEM generation from laser scanner data using adaptive TIN models[J]. *Int. Arch. Photogramm Remote Sensing*, 2000(33):110 – 117.

[19] ZHU Y, LIU X J, ZHAO J, et al. Effect of DEM interpolation neighbourhood on terrain factors[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*,2019,8(1):30 – 54.

[20] LI J, HEAP A D. Spatial interpolation methods applied in the environmental sciences: a review[J]. *Environmental Modelling and Software*,2014,53:173 – 189.

[21] ALPER A. Evaluation of accuracy of DEMs obtained fromuav-point clouds for different topographical areas[J]. *International Journal of Engineering and Geosciences*,2017,2(3):110 – 117.

[22] LING J, LING D Q, ZHAO M W, et al. Effective identification of terrain positions from gridded DEM data using multimodal classification integration[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*,2018,7(11):443 – 458.

- [23] LIU B Y, NEARING M A, SHI P J, et al. Slope length effects on soil loss for steep slopes[J]. *Soil Science Society of America Journal*, 2000, 64(5): 1759–1763.
- [24] YANG Z, HONG Y, GUO Q B, et al. The impact of topographic relief on population and economy in the southern Anhui mountainous area, China[J]. *Sustainability*, 2022, 14(21): 14332–14352.
- [25] 付永恒, 张锦明, 马民, 等. DEM 插值算法的局部地形特征适应性研究[J]. *测绘科学技术学报*, 2013, 30(5): 515–520, 524. FU Yongheng, ZHANG Jinmin, MA Min, et al. Research on DEM interpolation algorithm adaptability with local terrain features[J]. *Journal of Geomatics Science and Technology*, 2013, 30(5): 515–520, 524. (in Chinese)
- [26] 赵维军, 董奇群, 燕婷婷, 等. 西南紫色土水蚀区坡谱信息熵与地形因子关系分析[J]. *农业工程学报*, 2020, 36(9): 160–167, 342. ZHAO Weijun, DONG Qiqun, YAN Tingting, et al. Relationship between slope spectrum's information entropy and terrain factors in water erosion areas of purple soil in Southwest China[J]. *Transactions of the CSAE*, 2020, 36(9): 160–167, 342. (in Chinese)
- [27] MARTHEWS R T, DADSON J S, LEHNER B, et al. High-resolution global topographic index values for use in large-scale hydrological modelling[J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2015, 19(1): 91–104.
- [28] RAMPI L P, KNIGHT J F, LENHART C F. Comparison of flow direction algorithms in the application of the CTI for mapping wetlands in Minnesota[J]. *Wetlands: The Journal of the Society of Wetland Scientists*, 2014, 34(3): 513–525.
- [29] WU Z J, ZHANG C, GU X W, et al. Deep learning enables satellite-based monitoring of large populations of terrestrial mammals across heterogeneous landscape[J]. *Nature Communications*, 2023, 14(1): 3072–3087.
- [30] 郭从洲, 李可, 李贺, 等. 遥感图像质量等级分类的深度卷积神经网络方法[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2022, 47(8): 1279–1286. GUO Congzhou, LI Ke, LI He, et al. Deep convolution neural network method for remote sensing image quality level classification[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(8): 1279–1286. (in Chinese)
- [31] 熊礼阳, 汤国安, 杨昕, 等. 面向地貌学本源的数字地形分析研究进展与展望[J]. *地理学报*, 2021, 76(3): 595–611. XIONG Liyang, TANG Guoan, YANG Xin, et al. Geomorphology-oriented digital terrain analysis: progress and perspectives [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2021, 76(3): 595–611. (in Chinese)
- [32] AI Z, HE L R, XIN Q, et al. Slope aspect affects the non-structural carbohydrates and C:N:P stoichiometry of *Artemisia sacrorum* on the Loess Plateau in China[J]. *Catena*, 2017, 152: 9–17.
- [33] 李文凯, 张唯, 秦家豪, 等. 基于 DEM 和高分辨率遥感影像的“膨胀-融合”式地表沟壑提取[J]. *地球科学*, 2020, 45(6): 1948–1955. LI Wenkai, ZHANG Wei, QIN Jiahao, et al. “Expansion-Fusion” extraction of surface gully area based on DEM and high-resolution remote sensing images[J]. *Earth Science*, 2020, 45(6): 1948–1955. (in Chinese)
- [34] 李强, 张景发, 罗毅, 等. 2017 年“8.8”九寨沟地震滑坡自动识别与空间分布特征[J]. *遥感学报*, 2019, 23(4): 785–795. LI Qiang, ZHANG Jingfa, LUO Yi, et al. Recognition of earthquake-induced landslide and spatial distribution patterns triggered by the Jiuzhaigou earthquake in August 8, 2017 [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2019, 23(4): 785–795. (in Chinese)
- [35] NA J M, DING H, ZHAO W F, et al. Object-based large-scale terrain classification combined with segmentation optimization and terrain features: a case study in China[J]. *Transaction in GIS*, 2021, 25(6): 2939–2962.
- [36] CHEN W M, ZHAO S M, ZHOU C H, et al. Topographic characteristics for the geomorphologic zones in the northwestern edge of the Qinghai-Tibet plateau[J]. *Journal of Mountain Science*, 2013, 10(6): 1039–1049.
- [37] 罗为东, 甘淑, 袁希平, 等. 基于 UAV 高分辨率 DEM 的复杂微地貌形态特征分析——以恐龙谷南缘山区为例[J]. *中国水土保持科学(中英文)*, 2022, 20(5): 109–117. LUO Weidong, GAN Shu, YUAN Xiping, et al. Morphological characterization of complex micro-landscapes based on UAV high-resolution DEM: take the mountainous area on the southern rim of Dinosaur valley as an example[J]. *Science of Soil and Water Conservation*, 2022, 20(5): 109–117. (in Chinese)
- [38] NIU Q F, DANG X H, LI Y F, et al. Suitability analysis for topographic factors in loess landslide research: a case study of Gangu County, China[J]. *Environmental Earth Sciences*, 2018, 77(7): 294–306.
- [39] TANG X M, ZHU X Y, HU W M, et al. Geometric accuracy analysis of regional block adjustment using GF-7 stereo images without GCPs[J]. *Remote Sensing*, 2023, 15(10): 2552–2575.