doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.13.031

基于无人机遥感与面向对象分类的黄土陷穴提取及其空间异质性解析

吴淑芳　苑紫岩　郭家龙　石学瑾　冯　浩

（西北农林科技大学旱区农业水土工程教育部重点实验室，陕西杨凌 712100）

摘要：黄土陷穴作为黄土高原土壤侵蚀的关键触发因子，其精准识别对水土流失治理具有重要意义。提出了融合无人机遥感、面向对象分类与机器学习中的 K 最近邻（KNN）和分类与回归树（CART）算法的协同解译框架，在周屯沟流域实现陷穴提取与空间异质性解析。结果表明：多尺度分割参数优化显著提升分类效能，分割尺度 30 下 KNN 分类器取得最优精度（Kappa 系数为 0.896，提取质量 82.6%），较 CART 算法 Kappa 系数提升 0.069，提取质量提高 1.9%；形态参数反演揭示线性特征捕捉优势，长轴长（R^2 = 0.773）与周长（R^2 = 0.842）标准误差分别低于 1.1 m 与 4.7 m，满足工程监测需求；陷穴空间分布呈现显著地形耦合性，流域内共识别黄土陷穴 453 个，其中 84.99% 黄土陷穴集中于坡度大于 15°区域，且坡度每增加 10°，陷穴密度提升 1.8 倍（R^2 = 0.91），半阴坡密度（5.8 个/km^2）是阳坡的 2.76 倍，中海拔带（1 125 ~ 1 210 m）占比 71.1%；形态参数谱系显示 75% 陷穴面积在 9.02 m^2 以内，长宽比（2.05 ± 1.13）呈现陷穴径流冲刷或裂隙扩展驱动的横向扩张特征侵蚀机制，深度呈现冲蚀-崩塌双峰分布。

关键词：黄土陷穴提取；面向对象分类；无人机遥感；形态参数谱系；空间异质性

中图分类号：S157.2　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)13-0369-08　　**OSID**：

Object-oriented Extraction and Spatial Heterogeneity Analysis of Loess Collapse-pits Using UAV Remote Sensing and Machine Learning

Wu Shufang　Yuan Ziyan　Guo Jialong　Shi Xuejin　Feng Hao

(*Key Laboratory of Agricultural Soil and Water Engineering in Arid Areas*, *Ministry of Education*, *Northwest A&F University*, *Yangling*, *Shaanxi* 712100, *China*)

Abstract: Loess collapse-pits, as key triggers of soil erosion in China's Loess Plateau, require accurate identification for effective land degradation control. An integrated framework combining UAV remote sensing with object-oriented image analysis (OBIA) and machine learning (KNN and CART algorithms) was developed to map and analyze loess collapse-pits in the Zhoutungou Basin. Key findings included optimized multi-scale segmentation (scale was 30) with KNN classifier achieved superior accuracy (Kappa coefficient was 0.896, extraction quality was 82.6%). Compared with the CART algorithm, the Kappa coefficient increased by 0.069, and the extraction quality improved by 1.9%. Morphological parameter inversion reveals advantages in capturing linear features, with standard errors for the major axis (R^2 = 0.773) and perimeter (R^2 = 0.842) lower than 1.1 m and 4.7 m, respectively. Spatial analysis revealed 453 collapse-pits showing distinct topographic preferences: 84.99% occurred on slopes greater than 15° with density increased 1.8-fold per 10° slope increment (R^2 = 0.91), semi-shaded slopes hosted 2.76 times more pits (5.8 pits/km^2) than sunny slopes, and 71.1% concentrated at mid-elevations (1 125 ~ 1 210 m). Morphometric analysis indicated 75% of pits were within 9.02 m^2, with elongated shapes (aspect ratio was 2.05 ± 1.13) suggesting lateral erosion dominance, while depth exhibited bimodal distribution reflecting different formation mechanisms. The research established the first 3D morphometric threshold system for loess collapse-pits, providing critical data for soil conservation and geohazard prevention.

Key words: loess sinkhole extraction; object-oriented classification; UAV remote sensing; morphological parameter pedigree; spatial heterogeneity

收稿日期：2025-03-24　修回日期：2025-04-17

基金项目：国家自然科学基金面上项目(41977064)

作者简介：吴淑芳(1977—)，女，研究员，博士，主要从事土壤侵蚀过程研究，E-mail：wsfjs@163.com

0 引言

黄土高原作为全球规模最大、发育最典型的第四纪风成堆积地貌区,其独特的水蚀-重力侵蚀耦合机制导致沟壑系统广泛发育,成为全球土壤侵蚀研究的重点区域[1-2]。遥感监测表明[3-4],该区域年均土壤侵蚀模数高达 5 000 ~ 25 000 t/(km^2·a),侵蚀强度居全球同纬度带首位[5-7]。在多元侵蚀营力作用下,黄土陷穴作为一种标志性次生微地貌,通过加速地表径流下切和诱发潜蚀管道发育[8-10],已成为黄土高原水土流失加剧和地质灾害链式反应的关键触发因子[11]。研究表明[12],黄土陷穴的存在能使沟长、切深和产沙量等增加 20% ~30%,其空间聚集效应还会显著降低坡体抗剪强度,诱发滑坡、泥流等衍生灾害,并且对线性工程及基础建设设施产生多尺度破坏[13-15]。因此,精准解析陷穴空间格局并实现动态监测,是黄土高原生态屏障建设与灾害防控的核心科学问题。

在陷穴识别技术方面,传统野外人工测绘方法效率低下,难以满足流域尺度监测需求[16]。随着遥感技术的发展,无人机平台凭借其亚米级空间分辨率与灵活的数据获取能力,为陷穴识别提供了新的技术路径。当前主流方法包括目视解译[17]、面向像元分类[18]和面向对象分类[19]等,其中面向对象分类方法在黄土沟谷区识别精度可达 86% ~89%[20]。然而,现有方法仍面临形态复杂性约束、多源特征融合瓶颈和尺度依赖性难题三大挑战,导致复杂沟壑区的分类精度普遍偏低(Kappa 系数小于 0.75),形态参数反演误差超过 15%,严重制约了监测成果的工程应用价值。

针对上述问题,本研究提出多尺度分割优化-多特征协同解译-多算法精度验证的系统研究框架,以黄土丘陵沟壑区周屯沟流域为实验区,重点解决:基于 ESP2 工具构建分割尺度定量优选模型,突破传统经验法的参数选择局限;融合光谱、纹理、形态及地形四维特征集,建立考虑陷穴发育阶段的多特征分类规则库;对比分析 K 最近邻(K-nearest neighbor,KNN)和分类与回归树(Classification and regression tree,CART)算法在复杂地貌区的分类效能差异,确定最优机器学习分类器。通过构建“空-地”协同验证体系(无人机影像 + 实地 LiDAR 扫描),实现陷穴三维形态参数的毫米级精度反演,以期为黄土高原水土保持工程规划提供新的技术范式。

1 材料与方法

1.1 研究区概况

研究区位于陕西省延安市安塞区周屯沟流域,是黄土高原丘陵沟壑区延河二级支流,流域面积为 7.94 km^2,海拔为 1 026 ~ 1 439 m。区内属中温带大陆性半干旱季风气候,四季分明,年平均气温 8.8℃,年平均降水量 504.1 mm,其中 74% 的降水集中在 7—9 月,由南向北注入延河一级支流杏子河。地形复杂多样,沟壑纵横交错,沟壑狭长,丘陵密布。该地区土壤以黄绵土为主,物理风化作用强,土壤疏松,粉质多,易被水侵蚀,黄土陷穴分布数量多[2]。图 1 为研究区域位置图。

1.2 数据来源

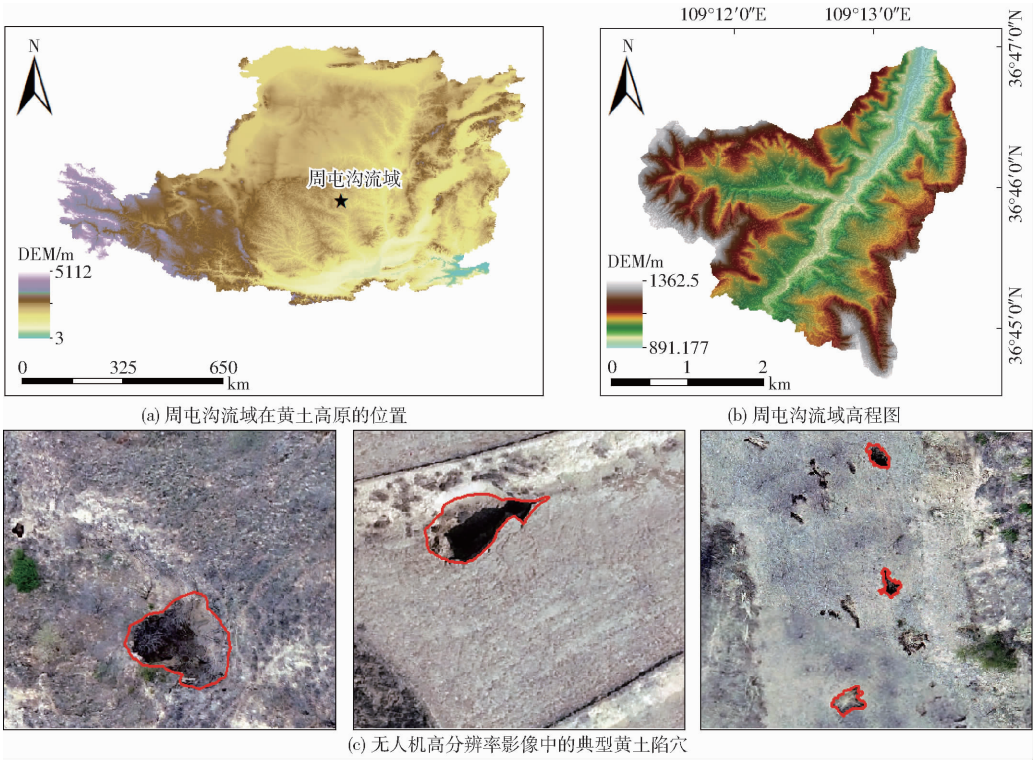
本研究数据是于 2023 年汛期(6—8 月)采用大疆精灵 Phantom 4 RTK 型无人机获取的航摄数据,搭载 1 英寸 CMOS 传感器(有效像素 2 000 万),飞行高度 220 m 条件下获取地面分辨率为 5.7 cm 的原始影像。航摄采用 S 型航线设计,航向重叠率 80%、旁向重叠率 70%,通过 Agisoft Metashape Professional 1.7.3 软件进行空三加密与密集匹配,生成数字正射影像(DOM)与数字高程模型(DEM),平面精度经地面控制点(GCPs)校正后达 ±3.8 cm(RMSE),高程精度 ±5.2 cm(RMSE)。

1.3 研究方法

本研究采用无人机获取的数字正射影像图作为核心数据源,分析了遥感影像分类与特征提取的技术流程。在分类特征选择阶段,研究从遥感影像的栅格特征(包括光谱、纹理及形状特征)与数据特征(地形特征)两个维度构建多层级特征集,从而增强分类模型的判别能力。针对影像分割与分类,采用 ESP 工具,利用多尺度分割(Multi-resolution segmentation,MRS)算法实现黄土陷穴的识别,并结合 KNN 与 CART 两类机器学习方法进行对象分类,旨在对比不同算法的适用性。为验证分类结果的可靠性,研究从定量与定性两个层面开展精度评价:一方面通过混淆矩阵、Kappa 系数等指标量化分类精度;另一方面结合野外实地验证,对黄土陷穴的边界精度与属性一致性进行校验,具体流程如图 2 所示。

1.3.1 基于影像的多尺度分割

遥感影像分割是面向对象分类的基础,分割后对同一对象单元的全部像元赋予同一属性。本研究采用的 MRS 方法是目前被广泛使用的[21],其核心算法是一种由单个像素基于 bottom-up 的区域合并技术,其主要原理依据相邻像素间局部异质性最小的标准,将相邻像素间异质性增量最小的像素组合进行合并,把相邻像素或影像对象合并为一个对象,以此实现分割对象数量的不断增加并完成区域合并。影像多尺度分割基于异质性最小化准则,通过权衡光谱均质性与形状紧致度实现对象生成。本文



(a) 周屯沟流域在黄土高原的位置　　(b) 周屯沟流域高程图

(c) 无人机高分辨率影像中的典型黄土陷穴

图 1　研究区位置图

Fig. 1　Location map of research area

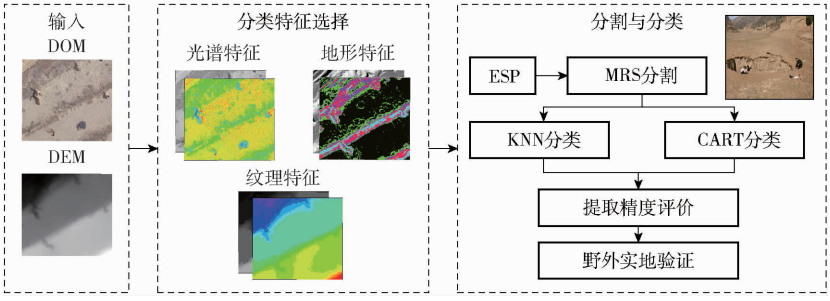


图 2　技术路线图

Fig. 2　Technology road map

使用尺度参数估计工具(Estimation of scale parameter,ESP)选取分割尺度[22-23],该工具基于对各尺度中影像对象的局部方差(Local variance,LV)进行计算,并采用局部方差变化率(Rate of change of local variance,ROC-LV)指示最佳分割尺度[24-25]。

1.3.2　对象特征选取

在遥感影像分析中,特征选择与提取是实现地物分类的核心步骤。基于地物识别的最优特征选择策略研究表明,通过系统评估不同特征向量的可分性指标,可显著提升目标地物(黄土陷穴)的识别精度。当前主要的遥感影像特征体系主要涵盖以下 4 类:

(1)光谱特征:主要基于多波段影像的像元亮度信息进行计算,包括 RGB 3 个波段的均值与标准差、波段最大差分和波段总体亮度。这些特征反映了地物在不同波段的光谱反射特性,是区分不同地表覆盖类型的基础依据。

(2)纹理特征:基于灰度共生矩阵的统计分析得到的同质性、对比度、均值、非相似性、熵、标准差共 6 个特征值,描述地物表面的粗糙度、均匀性等,纹理特征能够反映地物在空间上的纹理模式,有助于区分具有相似光谱特征但纹理不同的地物。

(3)形状特征:包括面积、长度、长宽比等 12 个形状指数。形状特征尤其适用于区分线状地物和面状地物,增强对目标形态的约束,减少误差。

(4)地形特征:包括利用 DOM 得到的高程均值、坡度均值、山体阴影均值、高程标准差、坡度标准差、山体阴影标准差共 6 个特征值。

1.3.3　分类方法

采用 KNN 与 CART 算法分类,对比其在黄土陷穴识别中的性能差异。KNN 的非参数特性保证了在小样本条件下的鲁棒性,而 CART 可解释的决策

规则与野外实测侵蚀阈值具有良好一致性。在中等复杂度黄土地貌分类任务中,这两种算法在精度与计算效率的平衡性上优于 SVM 等算法。尽管深度学习模型(如 U - Net)可能获得稍高的分类精度(Kappa 系数约 0.92),但其对大规模标注数据的依赖以及特征可解释性不足的特点,与本研究的目标需求存在一定差距。

1.3.4 陷穴提取的精度评价

本研究精度评价有 5 个评价指标,包括总体精度、Kappa 系数、完整率、正确率以及提取质量。其中,完整率 $C_{ompleteness}$、正确率 $C_{orrectness}$、提取质量 Q_{uality} 计算公式分别为

$$C_{ompleteness}=\frac{A_e}{A_m+A_e}\times 100\% \tag{1}$$

$$C_{orrectness}=\frac{A_e}{A_e+A_o}\times 100\% \tag{2}$$

$$Q_{uality}=\frac{A_e}{A_m+A_e+A_o}\times 100\% \tag{3}$$

式中 A_e——正确提取的黄土陷穴面积

A_m——未提取到的黄土陷穴面积

A_o——错误提取的黄土陷穴面积

其中 Kappa 系数和提取质量是本次实验最全面也是最重要的指标。

1.3.5 野外实地验证

黄土陷穴作为黄土高原丘陵沟壑一种典型的地貌与地质灾害,野外实地进行形态参数的测量是链接遥感解译与地理学的重要方法。本研究在周屯沟流域内随机选取 22 个黄土陷穴,对其面积、周长、最长轴长度和最短轴长度进行测量,并将测量结果与无人机影像中提取到的黄土陷穴形态参数进行陷穴回归拟合及误差统计分析,采用 T 检验法对比提取结果与野外实地测量的陷穴参数(长轴长、短轴长、周长及面积)的差异性,采用均方根误差 R_{mse}、平均误差 A_{mean} 及相对误差 δ 评估形态参数反演精度。

2 结果与分析

2.1 黄土陷穴侵蚀提取及其精度评价

由于黄土陷穴的地貌形态特征较小,本研究采用渐进式分割策略,即在 eCognition 9.0 平台中设置初始尺度参数为 15(保证最小陷穴单元的识别精度),以 1 为步长逐步增加至 70(覆盖典型陷穴群规模),形状因子和紧致度因子均设定为默认值 0.1 和 0.5,以平衡光谱特征与几何特征的贡献权重,通过 ESP2 工具分析选取最佳分割尺度,最终得到的 LV 及 ROC - LV 如图 3 所示。从图中可以看出 ROC - LV 曲线在分割尺度 30 处出现显著峰值(ROC - LV 为 1.87%),表明该尺度下对象内部同质性达到平衡,但是由于出现多个峰值(27、30、49、62),需要进一步对最佳分割尺度进行选取,图 4 为不同分割尺度下地类分割结果,图 5 为不同分割尺度、不同分类方法的分割结果,其中红色框线代表正确提取到的洞穴,绿色边框代表错误提取,蓝色边框代表未提取到的洞穴。对比不同分割尺度分类效果,尺度 30 的分割结果在保持陷穴形态完整性的同时,有效抑制了田埂等非目标地物的过分割现象,从尺度 62 的分割结果图中可以看出田面、田埂被分割为面积较大的多边形对象,较小陷穴并没有被分割出,因而在后续分类时不再考虑分割尺度 62 的情况。分类精度验证表明,KNN 算法在尺度 30 下取得最优性能(总体精度为 79.0%,Kappa 系数为 0.896,提取质量为 82.6%),优于 CART 算法(总体精度为 77.1%,Kappa 系数为 0.872)。此外,当分割尺度超过 49 时,CART 算法的总体精度下降率达 17.2%(从 77.1% 降至 63.8%),反映出其对大尺度分割的敏感性显著高于 KNN 算法。

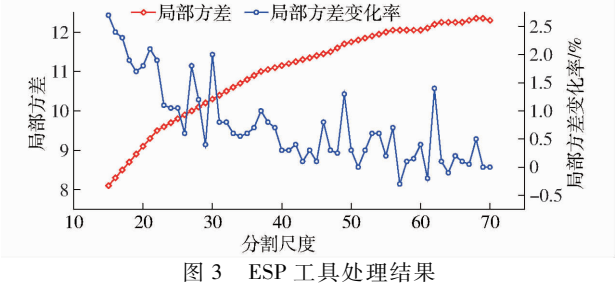


图 3 ESP 工具处理结果

Fig. 3 Results of ESP tool processing

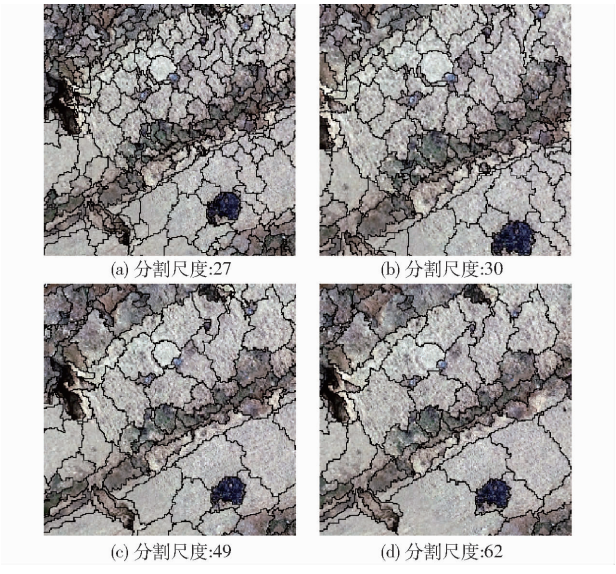


图 4 不同分割尺度的分割结果

Fig. 4 Segmentation results at different segmentation scales

2.2 野外实地验证

野外实测与影像提取参数的对比分析表明(图 6),周长(R^2 = 0.842)与长轴长(R^2 = 0.773)的

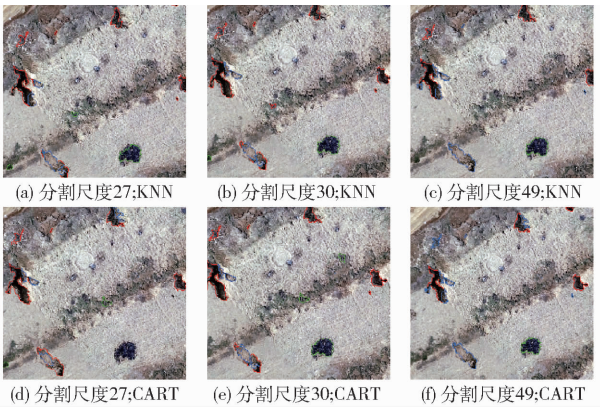


图 5　分类结果

Fig. 5　Classification results

反演精度显著优于短轴长(R^2 = 0.550)和面积(R^2 = 0.787)。这一差异与陷穴形态特征密切相关:长轴方向因受径流侵蚀主导,形态呈现明显线性延伸特征,而短轴方向易受重力坍塌作用影响,边界模糊度增加导致识别误差累积。误差统计分析显示(表 1),周长标准误差((4.655 ± 0.32) m)与面积相对误差(42.4%)显著高于其他参数,主要归因于无人机影像边缘像元的混合光谱效应。长轴长平均误差(-0.398 m)呈现系统性负偏,可能与影像分割过程中形态收缩效应有关。

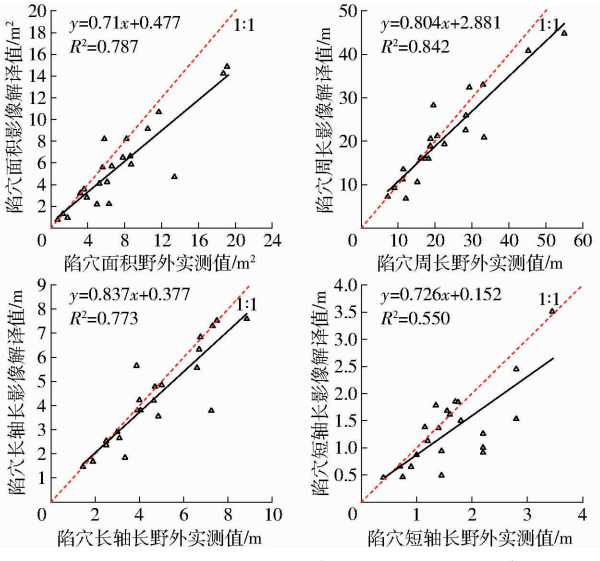


图 6　野外实测与无人机影像提取的陷穴线状参数及面状参数线性拟合

Fig. 6　Linear fitting of linear and planar parameters of pit measured in field and extracted from drone images

形态参数反演误差的产生源于数据获取限制与地貌复杂性的协同作用。无人机影像在陷穴边缘区域(如短轴方向)存在像元混合问题,尤其是当陷穴边界模糊时,导致周长与面积的反演误差显著升高(如面积相对误差达 42.4%),这种现象在重力坍塌形成的破碎边缘区尤为显著;尽管影像分辨率为 5.7 cm,但对微小陷穴(面积小于 1 m^2)的形态捕捉仍存在局限性,尤其在重力坍塌导致的边界不规则区域;短轴长识别误差(R^2 = 0.550)显著高于长轴(R^2 = 0.773)。陡坡区域(>35°)的阴影干扰与影像畸变,导致分割对象完整性下降(如过分割现象),这与 CART 算法在尺度 49 时精度下降 17.2% 相关;影像分割参数选取过程中,尽管 ESP2 工具优化了分割尺度(尺度 30),但形状因子(0.1)与紧致度(0.5)的默认设置可能未完全适应复杂地貌,导致长轴长系统性负偏,平均误差为 -0.398 m。

表 1　基于分类结果测量陷穴形态参数的误差统计

Tab. 1　Error statistics of morphological parameters of pit based on classification results

陷穴参数	陷穴参数解译范围	陷穴参数解译均值	标准误差 R_{mse}	平均误差 A_{mean}
长轴长/m	1.46 ~ 7.59	4.328	1.014	-0.398
短轴长/m	0.45 ~ 3.51	1.469	1.506	-0.295
周长/m	6.75 ~ 44.80	20.619	4.655	-1.617
面积/m^2	0.75 ~ 14.84	5.703	2.768	-1.656

2.3　小流域黄土陷穴的空间异质性及影响因素

基于上述黄土高原丘陵沟壑区黄土陷穴的识别方法,将分割参数(30,0.1,0.5)及 KNN 算法应用于周屯沟全流域的无人机影像,实现对黄土陷穴的识别及提取,将识别结果导入到 ArcGIS 软件中,再将其与 DEM 分级图相叠加,生成黄土陷穴流域分布图(图 7)。流域内共有 453 个陷穴,陷穴出现密集分布的情况,具有丛生特点,其分布密度与地形因子呈现强耦合关系。陷穴主要分布在流域西南部分区域,该区域多为平梁边缘以及梯田边缘,该地区具有足够的汇水面积以及陡峭的临空面/陡坎,具备了黄土陷穴形成所需要的水源、势能以及空间。

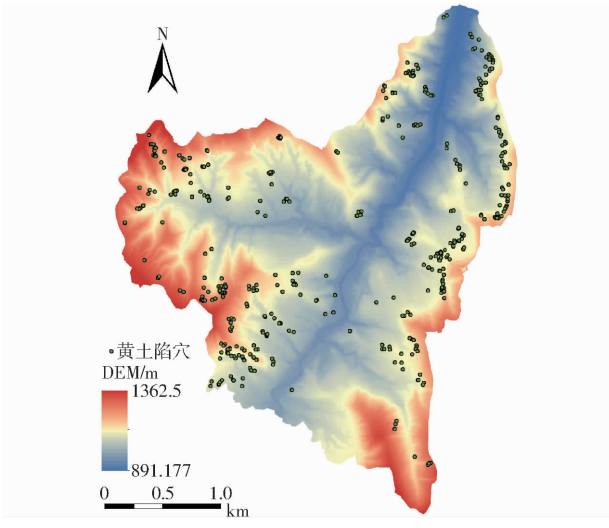


图 7　DEM 高程-陷穴分布关联图

Fig. 7　DEM elevation and cavity distribution

通过分析不同高程、坡度坡向上黄土陷穴的数量(图 7、8),可以看出:①坡度控制效应显著:84.99% 的陷穴分布于坡度大于 15 °区域,其中险坡(>35°)占比达 42.83%。定量分析表明,坡度每增加 10°,陷穴密度提升 1.8 倍(R^2 =0.91),这与陡坡区径流动能增强直接相关。②坡向分异规律明显:半阴坡陷穴密度(5.8 个/km^2)是阳坡(2.1 个/km^2)的 2.76 倍,这与半阴坡更稳定的土壤湿度条件(日均蒸发量减少 23%)和更发育的裂隙网络有关。③海拔梯度响应特征突出:中海拔带(1 125 ~ 1 210 m)集中了 71.1% 的陷穴,该区域年均降水量((530 ± 25) mm)与土壤饱和导水率(1.53 ~ 2.32 mm/min)的组合,最利于潜蚀-崩塌耦合发育过程。

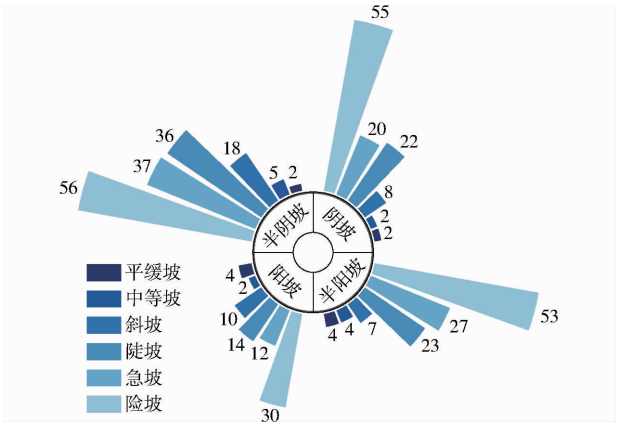


图 8 黄土陷穴在不同坡向与坡度上的数量统计图

Fig. 8 Statistical diagram of number of Loess collapse-hole in different slope directions and gradients

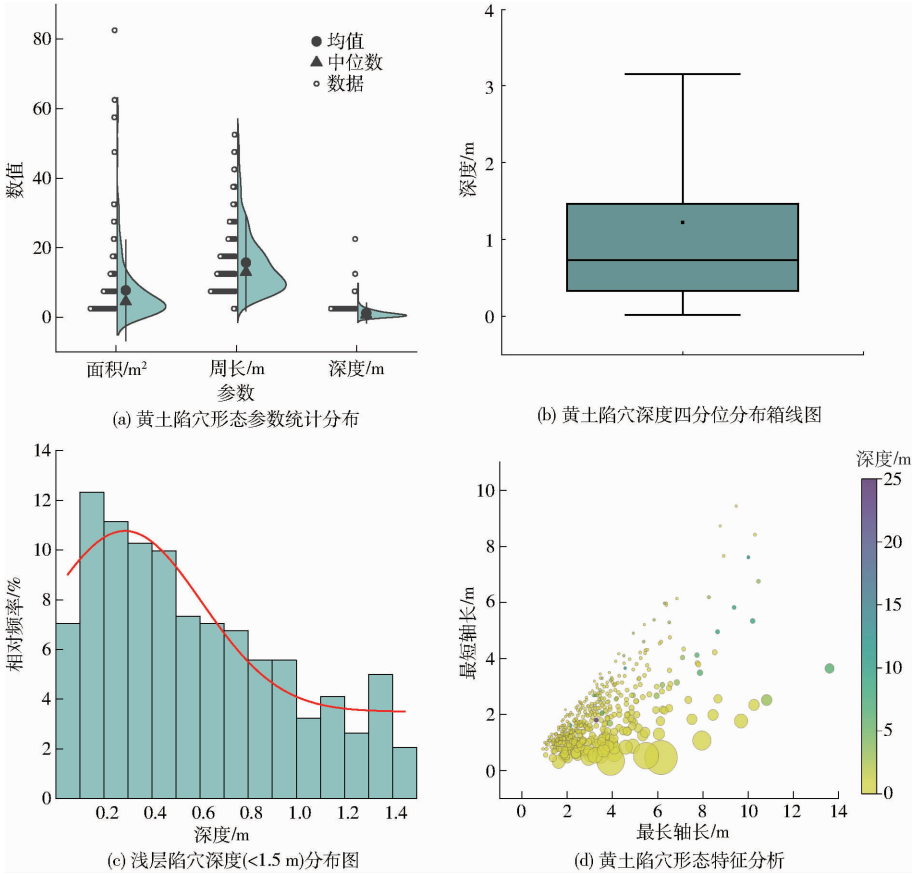
2.4 陷穴形态参数谱系构建

陷穴形态参数统计揭示显著的非对称分布特征,如图 9 所示,其中图 9d 中圆形面积反映长宽比大小。面积分布呈现明显的右偏态,75% 的黄土陷穴面积在 9.02 m^2 以内,但存在极端值(80.94 m^2),符合幂律分布(α = 1.32),反映侵蚀过程的级联效应。深度呈现双峰分布(峰值 2.5 m 与 5.5 m),分别对应初期冲蚀穴(占 63%)与成熟期崩塌穴(占 37%),反映不同发育阶段的动力机制差异。由形态比参数看出长宽比达 2.05 ± 1.13,显著高于典型喀斯特溶洞(1.8 ± 0.6)[21],揭示黄土垂向侵蚀主导机制。长宽比与侵蚀强度呈正相关,表明高长宽比陷穴主要受物理侵蚀(水力冲刷、重力崩塌)控制,其水平延伸性更强,符合径流冲刷或裂隙扩展驱动的横向扩张机制。

3 讨论

3.1 地形因子对陷穴发育的耦合调控机制

本研究揭示的陷穴空间分异规律(坡度大于 35° 区域占比 42.83%、半阴坡密度是阳坡的 2.76



(a) 黄土陷穴形态参数统计分布

(b) 黄土陷穴深度四分位分布箱线图

(c) 浅层陷穴深度(<1.5 m)分布图

(d) 黄土陷穴形态特征分析

图 9 黄土陷穴形态-空间特征多参量关联分析图组

Fig. 9 Integrated analysis of loess sinkholes: morpho-spatial parameter correlation

倍)与经典潜蚀理论存在显著差异。传统观点认为,黄土陷穴发育受控于水力梯度主导的垂向渗透过程[26],而本研究发现水平向径流剪切力在陡坡区(大于 25°)起主导作用。这一现象可能源于:①坡度-渗透协同效应:当坡度增至 25°时,土壤饱和导水率下降 40% ~60%,导致降水入渗减少而地表径流增强,使得侵蚀模式从垂向潜蚀向水平切蚀转换[24,27]。②微地形反馈机制:半阴坡因日温差较小(较阳坡降低 8 ~12℃),裂隙热胀冷缩频率降低,有利于保持渗透通道稳定性,形成侵蚀优势路径[24]。与喀斯特洞穴相比,黄土陷穴的形态参数谱系呈现显著差异[25],这可能反映两类地貌的成因本质差异:前者以化学溶蚀为主,后者受物理侵蚀主导。这一发现为建立基于形态参数的侵蚀类型判别模型提供了理论依据。

3.2　多尺度分割-分类方法的技术突破与局限

本研究发展的 ESP2 - KNN 框架在黄土陷穴识别中表现出显著优势(Kappa 系数为 0.896),其核心突破在于实现了形态特征的可解释性与小样本适应性(200 个训练样本下正确率 86.2%)。该方法对线性侵蚀特征尤为敏感,长轴长反演精度(R^2 = 0.773)显著优于短轴长(R^2 = 0.550),这与黄土区径流冲刷的侵蚀特性高度吻合。然而,该方法应用仍存在两个关键限制:固定分割尺度(30)在扩展至 50 km^2 以上流域时,会因地形异质性导致陡坡区过分割与缓坡区欠分割并存;其次,32 维特征集明显冗余,影响计算效率。误差分析表明,面积反演误差 42.4% 主要源于小陷穴(面积小于 2 m^2)漏检(占误差样本 68%)和植被覆盖区的光谱混淆(NDVI 大于 0.6 时误检率增加 12% ~15%)。

与 U - Net 等深度学习模型[28]相比,本方法虽在绝对精度上稍差(Kappa 系数约为 0.92),但其可解释的决策规则更符合工程需求。例如,当长宽比大于 2.0 且坡度大于 25°时,可直接推导出生物-工程协同固坡的治理方案。未来优化应聚焦于开发坡度-曲率加权的动态分割算法,采用 LASSO 回归精简特征维度,并通过多传感器数据融合提升小尺度陷穴的检测能力。

3.3　工程应用与生态修复启示

基于陷穴空间异质性规律,提出分级治理策略:高风险区(坡度大于 35°、半阴坡):采用生物-工程协同固坡,种植深根系灌木(如沙棘)搭配柔性防护网,可降低侵蚀模数 63% ~78%[25];中风险区(坡度 15° ~35°),实施微型坝系工程,通过阶梯式消能降低径流剪切力,配合等高耕作可减少泥沙输移量 42% ~55%[29];监测体系建设中,利用无人机遥感构建陷穴生长速率模型(如面积年扩张率 0.15 ~0.23),结合 InSAR 技术实现毫米级形变预警。

4　结论

(1)构建的 ESP2 - KNN 协同解译框架,通过多尺度分割参数优化(尺度 30)与多维特征融合(光谱/形态/纹理/地形),实现黄土陷穴亚米级识别(Kappa 系数为 0.896),为复杂地貌区微地形提取提供了新的技术范式。

(2)周长(R^2 = 0.842)与长轴长(R^2 = 0.773)反演精度显著高于短轴长(R^2 = 0.550),揭示无人机影像对长轴方向线性侵蚀特征的捕捉优势,其形态参数误差(长轴长平均误差为 -0.398 m)满足工程监测精度需求。

(3)误差溯源表明,黄土陷穴形态参数反演误差主要源于数据源(混合像元效应)、地形(坡度阴影干扰)及方法(分割尺度单一性)三者的交互作用,其中短轴长误差(41.4%)与面积误差(42.4%)对工程应用的制约需优先解决。

(4)陷穴分布呈现“陡坡聚集-阴坡优势-中海拔集中”的三维格局,84.99% 个体分布于坡度大于 15°区域,半阴坡密度是阳坡的 2.76 倍,1 125 ~ 1 210 m 中海拔带占比 71.1%,量化了地形因子对陷穴发育的阶梯式控制效应。

(5)流域内共识别 453 个黄土陷穴,75% 陷穴面积在 9.02 m^2 以内,长宽比(2.05 ± 1.13)显著高于喀斯特洞穴,深度呈现双峰分布,首次建立黄土陷穴形态参数阈值体系,为侵蚀阶段判别提供定量指标。

参　考　文　献

[1] Li P, Mu X, Holden J, et al. Comparison of soil erosion models used to study the Chinese Loess Plateau[J]. Earth-Science Reviews, 2017, 170: 17 - 30.

[2] Peng J B, Sun P, Igwe O, et al. Loess caves, a special kind of geo-hazard on Loess Plateau, northwestern China[J]. Engineering Geology, 2018, 236: 79 - 88.

[3] Bai Y, Liu Y, Li Y, et al. Land consolidation and eco-environmental sustainability in Loess Plateau: a study of Baota District, Shaanxi Province, China[J]. Journal of Geographical Sciences, 2022, 32(9): 1724 - 1744.

[4] 张骁,赵文武,刘源鑫. 遥感技术在土壤侵蚀研究中的应用述评[J]. 水土保持通报,2017, 37(2): 228 - 238.

Zhang Xiao, Zhao Wenwu, Liu Yuanxin. A review of the application of remote sensing technology in soil erosion research[J]. Soil and Water Conservation Bulletin, 2017, 37(2): 228 - 238. (in Chinese)

[5] Cai Qiangguo. Soil erosion and management on the Loess Plateau[J]. Journal of Geographical Sciences, 2001, 11(1): 53 - 70.

[6] 邵宏波,邵明安,梁宗锁. 黄土高原水土保持分子生物学与生物技术措施[J]. 农业工程学报,2003, 19(4): 19 - 22.
Shao Hongbo, Shao Ming'an, Liang Zongsuo. Molecular biology and biotechnological measures for soil and water conservation on the Loess Plateau[J]. Transactions of the CSAE, 2003, 19(4): 19 - 22. (in Chinese)

[7] 廖洪圣,卫伟,石宇. 黄土丘陵区典型流域土壤侵蚀时空演变特征及其驱动机制:以祖厉河为例[J]. 生态环境学报, 2024, 33(6): 908 - 918.
Liao Hongsheng, Wei Wei, Shi Yu. Spatiotemporal evolution characteristics and driving mechanisms of soil erosion in a typical watershed of the loess hilly region: a case study of the Zuli River[J]. Journal of Ecological Environment, 2024, 33(6): 908 - 918. (in Chinese)

[8] Jouves J, Viseur S, Arfib B, et al. Speleogenesis, geometry, and topology of caves: a quantitative study of 3D karst conduits [J]. Geomorphology, 2017, 298: 86 - 106.

[9] Szczygieł J, Golicz M, Hercman H, et al. Geological constraints on cave development in the plateau-gorge karst of South China (Wulong, Chongqing)[J]. Geomorphology, 2018, 304: 50 - 63.

[10] 郑炜珊,耿豪鹏,潘保田. 兰州青水村黄土陷穴的侵蚀临界研究[J]. 兰州大学学报(自然科学版), 2020, 56(3): 326 - 332.
Zheng Weishan, Geng Haopeng, Pan Baotian. Study on erosion threshold of loess collapses in Qingshui Village, Lanzhou[J]. Journal of Lanzhou University (Natural Sciences), 2020, 56(3): 326 - 332. (in Chinese)

[11] 郑炜珊,耿豪鹏,顾国强,等. 定西于家山黄土洞穴的分布特征与侵蚀临界研究[J]. 水土保持学报,2020, 34(4): 112 - 117.
Zheng Weishan, Geng Haopeng, Gu Guoqiang, et al. Distribution characteristics and erosion thresholds of loess caves in Yujiashan, Dingxi[J]. Journal of Soil and Water Conservation, 2020, 34(4): 112 - 117. (in Chinese)

[12] Zhu Y, Zhuang J, Zhao Y. Evaluation of loess-filled slope failure triggered by groundwater rise using a flume test[J]. Geomatics, Natural Hazards and Risk, 2022, 13(1): 2471 - 2488.

[13] 李喜安,彭建兵,马润勇,等. 黄土洞穴危害及其形成演化机制[J]. 西安科技大学学报,2009, 29(6): 737 - 741.
Li Xi'an, Peng Jianbing, Ma Runyong, et al. Hazards of loess caves and their formation-evolution mechanisms[J]. Journal of Xi'an University of Science and Technology, 2009, 29(6): 737 - 741. (in Chinese)

[14] 雒林林,张超. 黄土陷穴对长输管道建设的危害与防治[J]. 油气田地面工程,2013, 32 (9): 137.
Luo Linlin, Zhang Chao. Hazards and prevention of loess collapse pits to long-distance pipeline construction[J]. Oil & Gas Field Surface Engineering, 2013, 32(9): 137. (in Chinese)

[15] 沈世科,赵天宇,安亮. 甘肃定西公路建设中的工程地质问题分析[J]. 地震工程学报,2023, 45(5): 1046 - 1056.
Shen Shike, Zhao Tianyu, An Liang. Analysis of engineering geological issues in highway construction in Dingxi, Gansu[J]. Journal of Earthquake Engineering, 2023, 45(5): 1046 - 1056. (in Chinese)

[16] 赵永国. 公路路基下伏洞穴的探查与处治技术[C]//中国地质学会工程地质专业委员会. 2022 年中国西北部重大工程地质问题论坛论文集. 西安:中交第一公路勘察设计研究院,2002: 613 - 618.

[17] 张冰,杜娟. 浅谈遥感图像的目视判读[J]. 林业勘查设计,2010(4): 114 - 116.
Zhang Bing, Du Juan. A brief discussion on visual interpretation of remote sensing images[J]. Forestry Survey and Design, 2010(4): 114 - 116. (in Chinese)

[18] Keim D A. Pixel-oriented visualization techniques for exploring very large data bases[J]. Journal of Computational and Graphical Statistics, 1996, 5: 58 - 77.

[19] Woodcock C E, Strahler A H. The factor of scale in remote sensing[J]. Remote Sensing of Environment, 1987, 21(3): 311 - 332.

[20] 苏旭,黄骁力,王春,等. 基于深度学习与融合地形特征的黄土陷穴面向对象提取方法[J]. 农业工程学报,2022, 38(10): 102 - 110.
Su Xu, Huang Xiaoli, Wang Chun, et al. Object-oriented extraction method for loess collapse pits integrating deep learning and terrain features[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(10): 102 - 110. (in Chinese)

[21] 张远海,韩道山,邓亚东. 洞穴形态量计解析[J]. 中国岩溶,2008(2): 151 - 156.
Zhang Yuanhai, Han Daoshan, Deng Yadong. Analysis of cave morphometry[J]. China Karst, 2008(2): 151 - 156. (in Chinese)

[22] Drăguţ L, Csillik O, Eisank C, et al. Automated parameterisation for multi-scale image segmentation on multiple layers[J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2014, 88: 119 - 127.

[23] Dragut L, Tiede D, Levick S R. ESP: a tool to estimate scale parameter for multiresolution image segmentation of remotely sensed data[J]. International Journal of Geographical Information Science, 2010, 24(5 - 6): 859 - 871.

(下转第 407 页)

Cirp, 2021, 99: 650－655.

[22] 杨平,邹喜红. 基于道路模拟试验的强化载荷谱编制方法[J]. 中国工程机械学报,2021,19(5):419－424.
Yang Ping,Zou Xihong. The method of load spectrum accelerate editing based on road simulation test[J]. Chinese Journal of Construction Machinery, 2021, 19(5): 419－424. (in Chinese)

[23] Svozil D, Kvasnicka V, Pospichal J. Introduction to multi-layer feed-forward neural networks[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 1997, 39(1): 43－62.

[24] Mayne D Q, Rawlings J B, Rao C V, et al. Constrained model predictive control: stability and optimality[J]. Automatica, 2000, 36(6): 789－814.

[25] 张茜,张微. 基于 AMESim 仿真的先导式比例溢流阀稳态性能研究[J]. 中国机械,2023(13):58－61.
Zhang Xi, Zhang Wei. Research on steady-state performance of pilot-operated proportional relief valves based on AMESim simulation[J]. Machine China, 2023(13): 58－61. (in Chinese)

[26] Lin J, Wang Y, Zhou S, et al. Simulation and experimental analysis of pressure pulsation characteristics of pump source fluid [J]. Applied Sciences, 2021, 11(20): 9559.

[27] Lin S L. Advancements in noise reduction for wheel speed sensing using enhanced LSTM models[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 21190.

[28] 雷晓顺,秦璇,张奕,等. 电液比例溢流阀加载系统参数模型辨识与实验研究[J]. 机床与液压,2016,44(15):112－116.
Lei Xiaoshun, Qin Xuan, Zhang Yi, et al. Parameter model identification and experimental research of electro-hydraulic proportional overflow valve loading system[J]. Machine Tool and Hydraulics, 2016, 44(15): 112－116. (in Chinese)

[29] Dai T, Aljanaideh K, Chen R, et al. Deep learning of dynamic systems using system identification toolbox™[J]. IFAC-PapersOnLine, 2024, 58(15): 580－585.

[30] Badarinath R, Prabhu V V. System identification and modeling of temperature and flow rate dynamics in fused filament fabrication process[J]. Applied Sciences, 2025, 15(24): 12924.

(上接第 376 页)

[24] Jakšić S, Ninkov J, Milić S, et al. Influence of slope gradient and aspect on soil organic carbon content in the region of Niš, Serbia[J]. Sustainability, 2021, 13(15):8332.

[25] 张鲁新,原思成,杨永平. 青藏铁路多年冻土区路基变形裂缝发生机理及其防治[J]. 第四纪研究,2003(6): 604－610.
Zhang Luxin, Yuan Sicheng, Yang Yongping. Mechanism and prevention of roadbed deformation cracks in permafrost regions of the Qinghai－Tibet Railway[J]. Quaternary Sciences, 2003(6): 604－610. (in Chinese)

[26] 刘凯,汤国安,黄骁力,等. 面向地形特征的 DEM 与影像纹理差异分析[J]. 地球信息科学学报,2016, 18(3): 386－395.
Liu Kai, Tang Guo'an, Huang Xiaoli, et al. Analysis of DEM and image texture differences based on terrain features[J]. Journal of Earth Information Science, 2016, 18(3): 386－395. (in Chinese)

[27] Azuka C, Igué M, Diekkrüger B. Land use and slope position effect on the hydrological properties of sandy loam soils of Koupendri catchment, north-west of Benin[J]. Tropical and Subtropical Agroecosystems, 2020, 23: 7.

[28] 刘勃洋,苑紫岩,郭家龙,等. 基于深度学习和遥感影像的黄土丘陵沟壑区浅沟提取及其发育特征[J]. 农业机械学报, 2026, 57(2): 344－353.
Liu Boyang, Yuan Ziyan, Guo Jialong, et al. Extraction and development of ephemeral gullies in hilly and gully areas of loess plateau based on deep learning and remote sensing image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(2): 344－353. (in Chinese)

[29] Reinhart H, Labib M A, Haryono E. Speleogenetic process of Suaran Block, karst of Sangkulirang－Mangkalihat, East Kalimantan[J]. E3S Web of Conferences, 2020,200:06011.