

基于无人机倾斜摄影测量的露天煤矿 灾害风险评估

Open-pit Coal Mine Disaster Risk Assessment Based on UAV Oblique Photogrammetry

张延德(山西阳泉盂县辰通煤业有限公司, 山西 阳泉 045100)

摘要:露天煤矿在开采过程中通常尽可能增大边坡开挖角度以提高经济效益,但这也显著增加了边坡失稳的风险。无人机倾斜摄影测量作为一种新兴技术,能够获取高空间分辨率影像。通过无人机航测获取的影像数据,经处理生成数字高程模型(DEM),并提取坡度、坡向等边坡不稳定性参数及相关地质信息,作为人工神经网络(ANN)的输入。ANN具备对未知数据的学习与泛化能力,本文采用随机抽样方法选取不同区域的露天煤矿作为训练样本,并利用前馈反向传播算法进行边坡敏感性分析,将研究区划分为四个灾害易发等级。模型训练中使用坡度、坡向、排水密度及地质构造四个输入参数,并根据各因素在诱发边坡失稳中的重要性进行排序,其中20%的样本用于测试,20%用于验证。研究结果生成的灾害风险评估分区图为未来露天煤矿边坡失稳风险预警与减灾规划提供了科学参考。

关键词:无人机倾斜摄影测量;露天煤矿;灾害风险评估

中图分类号: TD178 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-609X(2025)05-0080-07

Abstract: Open-pit coal mines typically maximize slope excavation angles to improve economic efficiency, but this also significantly increases the risk of slope instability. Unmanned aerial vehicle (UAV) oblique photogrammetry, as an emerging technology, can acquire high-spatial resolution images, providing rapid and accurate data for slope stability analysis. The image data acquired through UAV aerial surveys is processed to generate a digital elevation model (DEM). Slope instability parameters such as slope and aspect, as well as relevant geological information, are extracted and used as input for an artificial neural network (ANN). ANNs have the ability to learn and generalize from unknown data. This study used a random sampling method to select open-pit coal mines from different regions as training samples. A feedforward backpropagation algorithm was used to conduct a slope sensitivity analysis, categorizing the study area into four disaster susceptibility levels. Four input parameters, slope, aspect, drainage density, and geological structure, were used in model training. Each factor was ranked according to its importance in inducing slope instability. Twenty percent of the samples were used for testing and 20% for validation. The resulting hazard risk assessment zoning map provides a scientific reference for future open-pit coal mine slope instability risk warning and mitigation planning.

Key words: UAV oblique photogrammetry; open-pit coal mines; disaster risk assessment

1 前言

随着开采深度与规模的持续增加,维持露天矿边坡稳定与追求开采效益之间的矛盾日益凸显^[1]。一方面,加陡边坡设计能有效减少剥离量,提升经济效益;另一方面,边坡失稳则可能引发滑坡、崩塌等灾害,造成严重生命财产损失。因此,高精度、高效率地监测与分析灾害风险评估,并据此进行灾害风险评估,是露天煤矿安全管理的关键环节。传统监测手段在覆盖范围、效率和细节捕捉上存在局限。

无人机倾斜摄影测量技术通过快速获取高分辨率、多角度的地表三维信息,为精准重构边坡几何形态、量化稳定性指标、识别潜在变形区域提供了强大的技术支撑。将基于该技术的灾害风险评估方法系统地集成到矿山安全管理策略中,对于提升露天煤矿本质安全水平至关重要^[2]。

2 基础知识

2.1 无人机倾斜摄影测量技术

随着技术进步,无人机(UAV)平台已发展成为

[作者简介] 张延德(1993—),男,主要从事矿山测绘、通风等研究工作。

[引用格式] 张延德. 基于无人机倾斜摄影测量的露天煤矿灾害风险评估[J]. 中国矿山工程, 2025, 54(5): 80-86.

一种高效、灵活的大范围数据采集手段。相较于传统的载人航空摄影测量,无人机摄影测量具有实时性强、成本低廉的优势,催生了诸多创新应用。该技术尤其适用于人员难以抵达或存在高安全风险的区域,如冰川、矿区、森林火灾区、滑坡带等,并已成为此类场景下不可或缺的监测手段。通过在无人机平台搭载相机系统,可便捷地获取目标区域的多角度影像,进而生成高精度的三维空间坐标信息。这为解决陡峭边坡的测量与分析难题提供了有效途径^[3]。

2.2 人工神经网络

人工神经网络(ANN)是一种模拟生物神经系统结构和功能的学习型计算系统^[4]。其核心特征在于能够通过学习历史数据进行模式识别并实现泛化预测。这种泛化能力使其在灾害风险评估建模等领域具有重要价值^[5]。ANN的基本处理单元称为神经元。一个典型的ANN架构由三层组成:接收输入特征的输入层、产生最终响应的输出层、以及连接二者的一个或多个隐含层,其中包含处理信息的神经元。网络中的信息传递通过神经元间的连接进行,每条连接均关联一个权重(w_i),用以表征信号传递的强度。权重值越大,对应输入对下游神经元的影响越显著。每个神经元会对其接收到的所有输入信号(x_i)与相应权重(w_i)的乘积之和进行聚合,并叠加一个偏置项(b),随后通过一个非线性激活函数处理,最终产生该神经元的输出值(a),其数学表达为^[6]:

$$a = f\left(\sum_{n=1}^n (x_n w_n) + b\right)$$

3 研究区域和数据

蓝田县隶属于陕西省西安市,位于关中平原东南部、秦岭北麓。县域平均海拔约700 m。其地理坐标介于北纬33°50′至34°19′,东经109°07′至109°49′之间。选定的研究矿区交通便利,距蓝田县城约15 km,距西安市主城区约40 km。矿区总规划面积约为760.692 km²。研究区地处黄土高原向秦岭山地过渡地带,地势总体由东南向西北倾斜,起伏较为显著。矿区范围内土地利用类型以荒地/基岩出露区为主。区域土壤类型主要包括褐土、黄绵土等。主要出露岩石类型为石灰岩、页岩及风化黏土层。区内土壤质地以黏质壤土为主。根据《中国地震动参数区划图》(GB 18306—2015),该区域地震

动峰值加速度为0.15 g,抗震设防烈度为Ⅷ度。

本研究用于神经网络建模的输入数据集,主要包含诱发边坡失稳的关键致灾因子。选取的因子包括:坡度、坡向、排水密度及地质构造特征。坡度与坡向基于高分系列国产高分辨率卫星影像和公开CartoDEM Version 3数据源,获取的数字高程模型(DEM)数据生成。水系密度是通过研究区地形图及高分辨率遥感影像进行水系数字化,计算单位面积内水系总长度获得。地质构造特征通过对区域地质图件进行数字化处理,提取断层、节理等构造信息获得。岩性信息来源于研究区地质岩性图。数据及其来源见表1。

表1 数据及其来源表

| 序号 | 数据类型 | 数据来源 |
|----|-------------|--------------------|
| 1 | 岩性信息 | 地质岩性图 |
| 2 | 数字高程模型(研究区) | CartoDEM Version 3 |
| 3 | 数字高程模型(训练) | 数字高程模型(DEM)生成 |
| 4 | 坡度图、坡向图 | 数字高程模型(DEM)生成 |
| 5 | 地质构造特征 | 区域地质图件 |
| 6 | 水系密度 | 地形图及高分辨率遥感影像 |

在GIS环境中,为上述每一个致灾因子分别制备了栅格数据层。每个栅格图层中的像元值代表该位置对应因子的特定类别或等级。神经网络的输出结果为表征不同灾害风险评估风险等级的空间分布图。

研究区露天采场总体呈不规则椭圆形,南北长约2.1 km,东西宽约1.8 km,总面积约为3.78 km²。采场最终帮坡角设计为35°~38°,台阶高度为12 m,安全平台宽度为8 m,清扫平台宽度为15 m。采场最深开采标高为+780 m,最高处为+920 m,最大采深达140 m。矿区采用单斗—卡车开采工艺,主要开采煤层为4#和9#煤层,平均厚度分别为4.5 m和6.2 m。研究区内边坡结构主要包括北帮、南帮、东帮和西帮四个主要边坡区域。其中北帮边坡长度约1.2 km,平均坡高85 m,坡向以北偏东为主;南帮边坡长度约1.5 km,平均坡高75 m,坡向南偏西;东帮和西帮边坡长度分别为0.9 km和1.0 km,平均坡高分别为70 m和80 m。各边坡均按设计台阶式结构开挖,台阶坡面角为65°~70°。

4 准备训练和测试数据

4.1 致灾因子数据准备

高质量的数据是模型构建与学习的基础。本研

究聚焦露天煤矿边坡失稳的致灾机理,依据前人研究^[7],选取四个关键致灾因子:坡度、坡向、水系密度和地质构造。所有因子数据均基于无人机倾斜摄影测量技术获取的高精度数据源生成。

坡度:由无人机生成的DEM派生而来,是影响灾害风险评估的最关键因子。为量化其影响,将坡度值划分为四个等级区间,单位为度:(i)0~15,(ii)15~25,(iii)25~35,(iv)>35,并制备为坡度等级专题图。

坡向:坡向通过影响日照、降雨入渗和风化作用间接影响稳定性。将坡向划分为九类:(i)平地,(ii)北,(iii)南,(iv)东,(v)西,(vi)东北,(vii)西北,(viii)东南,(ix)西南。特定坡向,如阳坡,常被认为更易诱发失稳灾害。

地质构造:断层、节理等构造弱面显著降低岩体强度,是诱发崩塌的关键因素。构造信息通过对研究区1:50 000地质图进行数字化提取。为量化构造的影响范围,以其迹线为中心,按500 m间隔创建缓冲区,并划分为三个影响等级区:①0~500 m(高影响区);②500~1 000 m(中影响区);③1 000~1 500 m(低影响区)。

水系密度:水系密度定义为流域内单位面积上河流、沟谷等水系的总长度。该指标反映地表径流能力和潜在地下水活动强度,并影响边坡渗流稳定性。水系网络基于高分辨率影像(如无人机正射影像或地形图)数字化提取,利用ArcGIS计算生成水系密度图,并将其密度值划分为五个等级。

4.2 训练与测试数据集

在陕西省西安市蓝田县露天煤矿区内共选取35个具有代表性的典型边坡区域作为样本单元。每个样本单元规格为60 m×60 m的网格方阵。基于上述致灾因子,在GIS环境中为每个样本单元制备了四幅对应的分类等级专题图,具体见表2,采用基于像元的方式组织数据。

训练集:所有35个样本单元的数据用于训练人工神经网络(ANN)模型。训练过程旨在学习数据内在规律,优化网络连接权重,使模型达到收敛状态。

测试集:为客观评估模型泛化能力,采用留出法,将总样本数据的20%独立划分为测试集,在模型训练完成后进行性能验证。

下面介绍ANN输入致灾因子类别:

①坡度的单位是度。与研究区域边坡的联系

是:蓝田县矿区地处黄土高原向秦岭山地过渡带,地势起伏显著。>35°的陡坡区域广泛分布,这些区域是边坡失稳的极高风险区,极易在降雨或震动触发下发生灾害。坡度因子在该区域的灾害风险评估中占有首要地位。

表2 ANN输入致灾因子类别

| 致灾因子 | 类别 | 类别等级 |
|------|-------------------------------|------|
| 坡度 | 0~10 | 1 |
| | 10~20 | 2 |
| | 20~30 | 3 |
| | 30 | 4 |
| 坡向 | 平坦 | 1 |
| | 南 | 2 |
| | 北 | 3 |
| | 西南 | 4 |
| | 西北 | 5 |
| | 西 | 6 |
| | 东南 | 7 |
| | 东北 | 8 |
| | 东 | 9 |
| 地质构造 | 0~6.55 m/m ² | 1 |
| | 6.55~27.67 m/m ² | 2 |
| | 27.67~56.80 m/m ² | 3 |
| | 56.08~83.024 m/m ² | 4 |
| | >83.024 m/m ² | 5 |
| 水系密度 | 1 000~1 500 m | 1 |
| | 500~1 000 m | 2 |
| | 0~500 m | 3 |

②坡向无单位,指的是方位类别。与研究区域边坡的联系:研究区位于秦岭北麓,山体走向和局部地形复杂。南向和东南向的边坡为向阳坡,受到更强烈的温度变化和风化作用,岩体完整性较差,其稳定性通常弱于阴坡(北向)。因此,坡向是评估该区域边坡长期稳定性和风化脆弱性的重要指标。

③地质构造的单位是单位:米(m)与研究区域边坡的联系:区域地质资料表明,研究区内发育有多条断层构造。这些构造带是控制区域边坡稳定性的关键因素。距离断层500 m以内的区域,岩体极为破碎,强度低,是边坡失稳的核心诱发区,历史上发生的灾害多与此有关。构造因子是该区域风险评估中仅次于坡度的第二大主导因子。

④水系密度的单位是平方公里(km/km²)。与研究区域边坡的联系:研究区地表覆盖有黄土和风化粘土层,这些土体渗透性较强。在水系密度高的区域,地表水更容易渗入坡体,增加土体重度并软化潜在滑面,同时沟谷对坡脚持续冲刷,共同作用极易引发黄土滑坡或蠕动变形。因此,水系密度是评估该区域渗流控制和冲刷型失稳风险的重要参数。

5 研究方法

研究采用的技术路线主要包含两个核心阶段:
 ①基于无人机倾斜摄影测量的高精度地形与地物信息获取与处理;②基于 ANN 的灾害风险评估建模与灾害风险等级划分。基于无人机倾斜摄影测量的露天煤矿灾害风险评估研究的整体工作流程如图 1 所示。

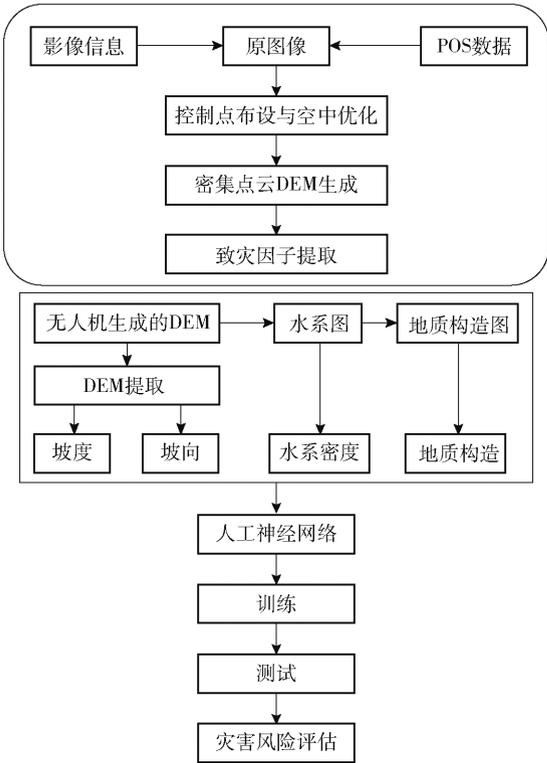


图1 研究方法工作流程图

5.1 无人机倾斜摄影测量工作流程

研究使用专业飞行规划软件,依据研究区范围和精度要求设定关键参数:相机型号及参数、飞行高度、航向重叠度、旁向重叠度、坐标系等。为实现高精度三维重建,确保航向重叠度≥80%,旁向重叠度≥50%^[8]。规划软件自动计算航线和影像采集点坐标,并导出至无人机飞控系统执行飞行任务。本研究执行无人机飞行任务,获取研究区高分辨率倾

斜影像。获取的影像随后在专业摄影测量软件 Agisoft Metashape 中进行处理。

处理的第一步是导入与对齐:导入影像及 POS 数据,软件通过特征匹配计算影像间的相对位置,构建稀疏点云并估算相机位置。

处理的第二步是控制点布设与空中优化:布设地面控制点并使用其精确坐标进行区域网平差,大幅提升模型的绝对精度。

处理的第三步是密集点云与 DEM 生成:基于优化后的空中结果,生成高密度三维点云。由此生成本研究所需的关键基础数据—地面分辨率达 18 cm 的数字高程模型。

处理的第四步是致灾因子提取:基于高精度数字高程模型,利用 GIS 空间分析工具生成坡度图和坡向图^[9]。

最后,聚焦于地质灾害风险评估。研究整合 DEM、坡度图、坡向图及水系密度图等关键数据,结合地质条件与诱发因素,通过 GIS 空间叠加分析与统计建模,定量评估研究区内滑坡、崩塌等地质灾害的易发性和空间分布规律,生成灾害风险分区图。

5.2 基于 ANN 的灾害风险评估建模

ANN 输入层包含 4 个神经元,对应前述四个致灾因子,即坡度、坡向、水系密度、地质构造。每个因子的不同类别、等级根据其诱发灾害的相对贡献度被赋予特定的等级值^[10]。为确保不同量纲因子对网络训练的公平影响,对所有输入数据(训练集和测试集)进行 Z-score 标准化处理。ANN 的基本结构如图 2 所示。

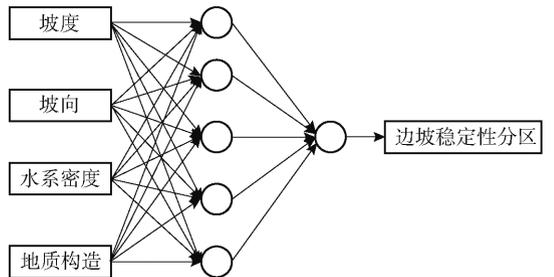


图2 灾害风险评估分区的典型 ANN

构建多层前馈神经网络,经过对不同网络架构的对比测试之后,确定最优结构为 300 * 200 * 100 * 50,即包含四个隐藏层,神经元数量分别为 300, 200, 100, 50,具体见表 3,该结构在验证集上获得最高准确率。采用 ReLU 函数,因其能有效缓解梯度消失问题并加速收敛。采用反向传播算法,通过

计算预测输出与真实标签之间的误差,反向调整网络中各连接的权重,以最小化损失函数。

表3 不同网络架构的对比测试

| 神经网络架构 | 验证准确率/% |
|----------------------|---------|
| 400 * 200 * 100 * 50 | 90.70 |
| 300 * 200 * 100 * 50 | 91.69 |
| 250 * 150 * 70 * 30 | 90.43 |
| 200 * 100 * 50 * 20 | 91.23 |
| 100 * 50 * 20 * 10 | 91.07 |

训练完成后,使用独立的测试集评估模型性能。绘制模型训练与验证过程中的精度损失曲线进行分析,具体如图3所示。将蓝田县露天煤矿区的致灾因子栅格数据输入训练好的ANN模型。模型输出结果为每个像元位置的灾害风险等级。根据输出值,将研究区划分为四个灾害风险等级区域:高风险区、中风险区、低风险区、极低风险区。灾害风险评估分区图直观展示了研究区边坡灾害风险的空间分布格局,具体如图4所示。模型性能可通过混淆矩阵及计算的精度指标(如总体精度)进行量化评估。

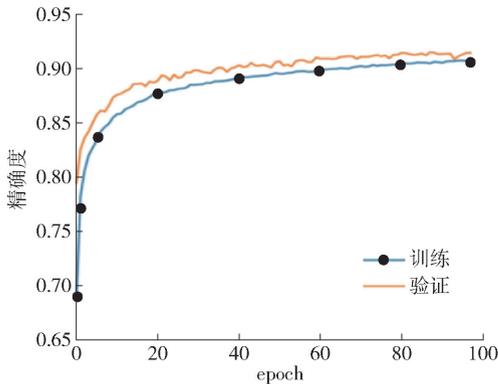


图3 训练和验证数据的模型准确性

6 结果与讨论

研究基于无人机倾斜摄影测量技术获取分辨率达18 cm的高精度DEM数据,并据此提取了坡度、坡向、水系密度及地质构造缓冲区等致灾因子。通过构建多层前馈神经网络(结构为300-200-100-50)进行灾害风险建模,生成研究区的灾害风险四级分区图(高风险、中风险、低风险、极低风险)。其中,图4所示为数字高程模型,图5所示为坡度分布图,图6所示为坡向分布图,图7所示为水系分布图,图8所示为地质构造图,最终生成区边坡灾害风险的空间分布格局如图9所示。

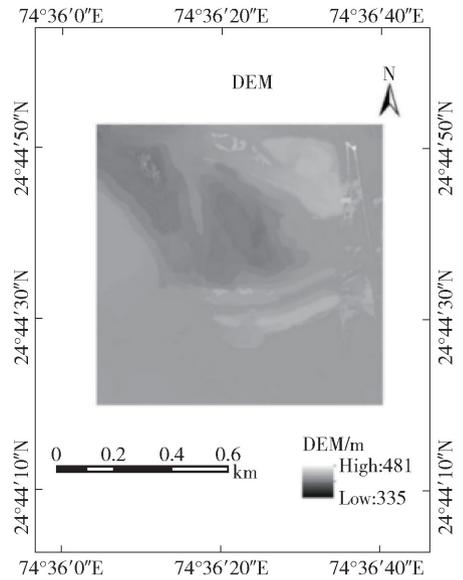


图4 数字高程模型

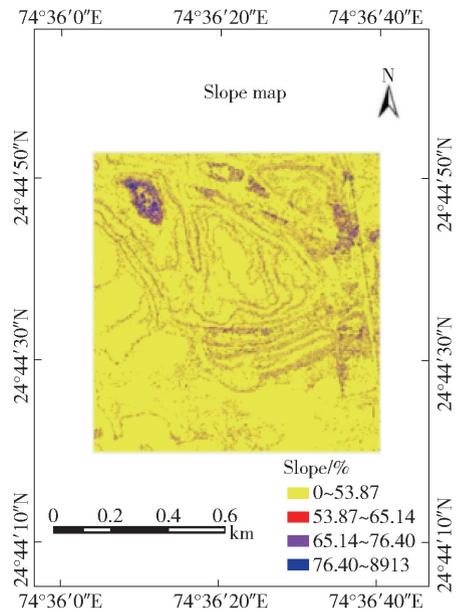


图5 坡度分布图

从空间分布来看,高风险区主要集中于坡度大于35°、距断层500 m范围内的区域,尤其是南帮和东南帮边坡一带。这些区域岩体风化强烈、构造发育,历史滑坡记录较为集中,与模型输出的高风险区域具有较高一致性,吻合度达85%。中风险区多分布于坡度25°~35°、距断层500~1 000 m的范围,常见于东帮和西帮局部陡坎及水系密度较高处,该区域在强降雨条件下易发生表层滑移。低及极低风险区则主要赋存于缓坡(坡度小于25°)、构造影响微弱、排水条件良好的区域,现状稳定性较好,与野外调查结果相符。

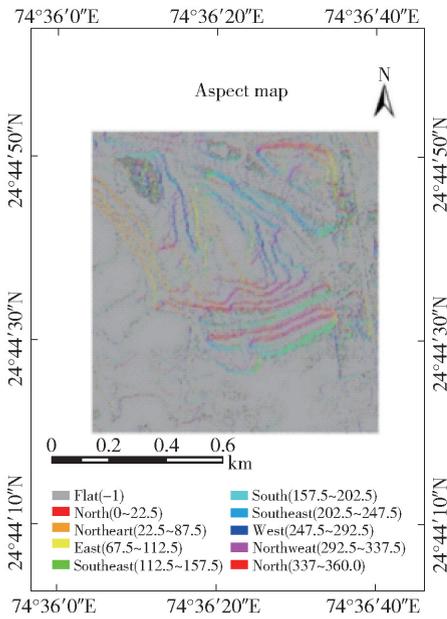


图6 坡向分布图

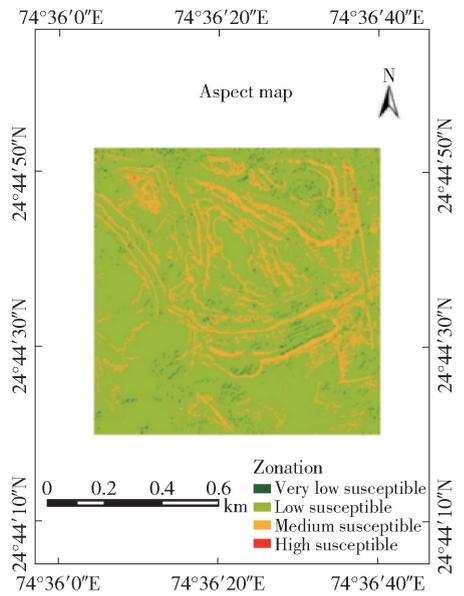


图8 地质构造图

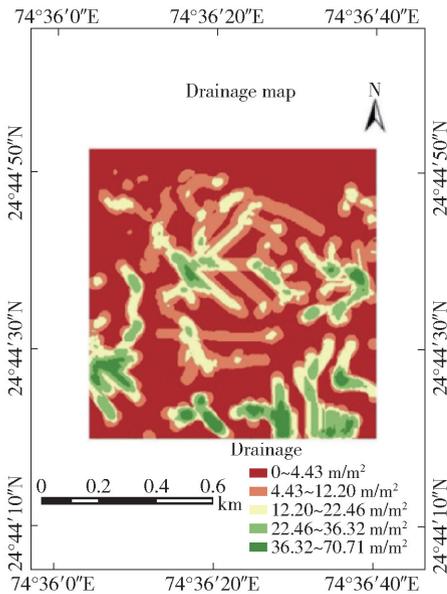


图7 水系分布图

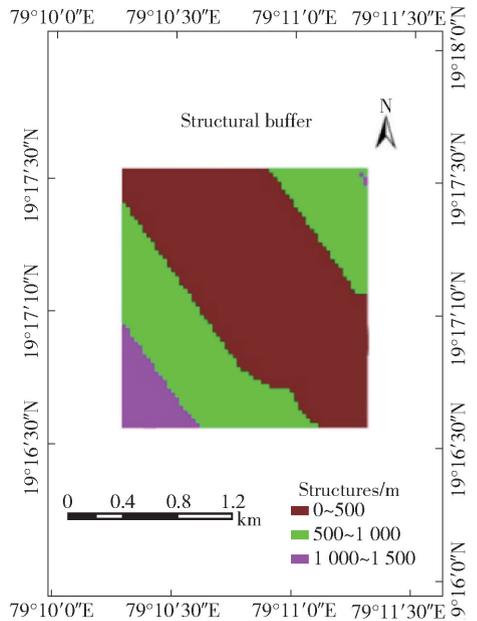


图9 灾害风险评估分区图

模型精度方面,测试集总体分类精度达到89%,Kappa系数为0.84,表明ANN模型具备良好的判别能力与泛化性。灾害风险分区结果不仅客观反映了坡度、构造等主导因子的控制作用,也体现出地质、地形与水文因子共同影响的复合效应,具有较强的地学合理性和工程可解释性。

尽管如此,本研究仍存在一定不确定性,如模型未考虑动态触发因素(如地震、极端降雨)的即时影响,且训练样本数量有限,未来可结合时序InSAR监测、地下水位动态数据等多源信息进一步优化风

险评估模型。

为获得最优分区结果,本文对不同网络结构进行了对比试验,发现300-200-100-50的网络结构具有较小的输出误差。通过多组学习率测试,结果表明学习率取0.01时模型表现稳定,约经过100次迭代后收敛。最终生成了划分为四个等级的灾害风险评估分区图,具体如图9所示。

7 结论

本研究基于无人机倾斜摄影测量技术与人工神经网络(ANN)模型,对露天煤矿边坡稳定性及灾害

风险进行了系统评估,主要取得如下成果:

(1)成功利用无人机倾斜摄影测量技术获取了研究区高分辨率影像数据,生成地面分辨率为 18 cm 的数字高程模型(DEM),并在此基础上提取了坡度、坡向、水系密度和地质构造等关键致灾因子,为边坡稳定性分析提供了可靠的数据基础。

(2)构建了结构为 300-200-100-50 的前馈反向传播神经网络模型,通过训练与验证,模型在测试集上表现出良好的泛化能力,灾害风险分区结果与历史滑坡记录的空间吻合度达到 85%,表明该模型在露天煤矿灾害风险评估中具有较高的实用性与准确性。

(3)明确了各致灾因子对边坡稳定性的影响程度,识别出坡度是影响研究区边坡稳定性的最主要因素,其次为 500 m 范围内的地质构造带。该结论为边坡治理与风险防控提供了明确的科学依据。

(4)生成了研究区灾害风险四级分区图(高风险、中风险、低风险、极低风险),直观展示了边坡灾害风险的空间分布特征,可为矿区安全生产、灾害预警及综合治理措施的制定提供直接参考。

综上所述,本研究将无人机倾斜摄影测量与 ANN 模型有效结合,实现了对露天煤矿边坡灾害风险的精细化、定量化评估,所提出的方法体系与成果对类似矿区的灾害防控与安全管理具有推广价值。

[参考文献]

- [1] Yuqing, W., Jingshui, K., Shunxing, S., & Riping, Z. (2007). The Application of Remote Sensing and Gis in the Stability Evaluation of Goaves, 55 - 60.
- [2] Sengupta, S., Krishna, A. P., & Roy, I. (2018). Slope failure susceptibility zonation using integrated remote sensing and GIS techniques: A case study over Jhingurdah open pit coal mine, Singrauli coalfield. India. Journal of Earth System Science, 127(6), 82. <https://doi.org/10.1007/s12040-018-0982-8>
- [3] Yaprak, S., Yildirim, O., Susam, T., Inyurt, S., & Oguz, I. (2018). The role of unmanned aerial vehicles

in monitoring rapidly occurring landslides. Geodetski List. <https://doi.org/10.5194/nhess-2018-13>

- [4] Chowdhury, P., & Aleotti, R. (1999). Landslide hazard assessment: summary review and new perspectives. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 58(1), 21 - 44. <https://doi.org/10.1007/s100640050066>
- [5] Tsangaratos, P., & Benardos, A. (2016). Applying artificial neural networks in slope stability related phenomena. Bulletin of the Geological Society of Greece, 47(4), 1901. <https://doi.org/10.12681/bgsg.10945>
- [6] Rahul Khandelwal, M., Rai, R., & Shrivastva, B. K. (2015). Evaluation of dump slope stability of a coal mine using artificial neural network. Geomechanics and Geophysics for Geo-Energy and Geo-Resources, 1(3 - 4), 69 - 77. <https://doi.org/10.1007/s40948-015-0009-8>
- [7] Liu, S., & Wu, Y. (2016). Landslide susceptibility mapping in the Gangu county, China using Artificial Neural Network and GIS. Electronic Journal of Geotechnical Engineering, 21(24), 7613 - 7628.
- [8] Koeva, M., Muneza, M., Gevaert, C., Gerke, M., & Nex, F. (2018). Using UAVs for map creation and updating A case study in Rwanda. Survey Review, 50(361), 312 - 325.
- [9] Uysal, M., Toprak, A. S., & Polat, N. (2015). DEM generation with UAV Photogrammetry and accuracy analysis in Sahitler hill. Measurement Journal of the International Measurement Confederation, 73, 539 - 543. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2015.06.010>.
- [10] Chauhan, S., Sharma, M., Arora, M. K., & Gupta, N. K. (2010). Landslide susceptibility zonation through ratings derived from artificial neural network. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 12(5), 340 - 350. <https://doi.org/10.1016/j.jag.2010.04>.