

基于平行感知卸载区边缘工程结构规范性检测

杨健健^{1,2}, 佟艺博^{1,2}, 王凯帆^{1,2}, 刘晋腾^{1,2}, 张玉增^{1,2}, 徐钟馗³

(1. 中国矿业大学(北京) 机械与电气工程学院, 北京 100083; 2. 矿业大学(北京) 内蒙古研究院, 内蒙古 鄂尔多斯 017010; 3. 神华准格尔能源有限责任公司 黑岱沟露天煤矿, 内蒙古 鄂尔多斯 010300)

摘要:当前露天矿无人驾驶技术在卸载阶段面临的主要挑战是安全隐患, 尤其是在卸载区边缘工程结构的稳定性与规范性检测方面。为应对这一挑战, 提出了一种平行感知理论驱动的点云模型解析 AC-VIT 算法, 旨在实时稳定地检测露天煤矿卸载区边缘工程结构的稳定性与规范性。首先使用无人矿卡后向激光雷达扫描得到三维点云数据, 随后应用网格平均方法、统计滤波法以及映射离散网格模型对点云数据进行处理, 进而通过高度场梯度特征提取进行初步地形标记, 并结合改进的 AC-VIT 神经网络进行规范性的识别与分类, AC-VIT 模型通过全基于自注意力机制的平行计算和多层次的注意力机制, 能有效捕捉长距离依赖关系。此外, 在人工场景仿真环境中, 基于内蒙古哈尔乌素露天煤矿实际生产作业环境搭建卸载区平行仿真环境, 以获得大量多样性人工场景数据, 在此基础上结合实际场景数据, 利用提出的算法平行执行, 进行平行感知计算实验的设计和实施, 完成有效的检测算法训练和科学评估。实验结果表明, 平行感知理论驱动的点云模型解析 AC-VIT 算法在准确率方面达到了 98%, 较传统神经网络模型的准确率与效率有所提高。此外, AC-VIT 算法的成功应用不仅增强了露天矿卸载作业的智能化水平, 还为其他类似的工程结构安全检测提供了有力的技术支撑。

关键词:平行感知;露天煤矿;卸载区;激光雷达;识别与检测

中图分类号:TD57 **文献标志码:**A **文章编号:**0253-9993(2024)04-2152-15

Regulatory detection of edge engineering structures in unloading zones based on parallel perception

YANG Jianjian^{1,2}, TONG Yibo^{1,2}, WANG Kaifan^{1,2}, LIU Jinteng^{1,2}, ZHANG Yuzeng^{1,2}, XU Zhongkui³

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology-Beijing, Beijing 100083, China; 2. China University of Mining University (Beijing) Inner Mongolia Research Institute, Ordos 017010, China; 3. Electric and Mechanical Management Department, CHN Energy ZhunNeng Group Co., Ltd., Ordos 010300, China)

Abstract: The primary challenge encountered by unmanned technology during the unloading phase in open-pit mines is safety hazards, particularly concerning the stability and normative detection of engineering structures at the edges of unloading area. To tackle this issue, a point cloud model analysis algorithm, driven by parallel perception theory and named AC-VIT, is proposed for the real-time and stable detection of the stability and normativity of engineering structures at the edges of open-pit coal mine unloading areas. Initially, three-dimensional point cloud data are captured using unmanned dump trucks equipped with rearward LiDAR scanning. These data are then processed through grid averaging methods,

收稿日期: 2023-11-16 修回日期: 2024-03-21 责任编辑: 郭晓炜 DOI: [10.13225/j.cnki.jccs.2023.1557](https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2023.1557)

基金项目: 国家重点研发计划资助项目(2022YFB4703703); 国家自然科学基金青年基金资助项目(52104169)

作者简介: 杨健健(1988—), 男, 山东济宁人, 副教授, 博士生导师。E-mail: yangjiannedved@163.com

通讯作者: 佟艺博(1998—), 男, 河北唐山人, 硕士研究生。E-mail: 15932538801@163.com

引用格式: 杨健健, 佟艺博, 王凯帆, 等. 基于平行感知卸载区边缘工程结构规范性检测[J]. 煤炭学报, 2024, 49(4): 2152-2166.

YANG Jianjian, TONG Yibo, WANG Kaifan, et al. Regulatory detection of edge engineering structures in unloading zones based on parallel perception[J]. Journal of China Coal Society, 2024, 49(4): 2152-2166.



移动阅读

statistical filtering, and mapping to discrete grid models. Preliminary terrain marking is conducted via height field gradient feature extraction, in conjunction with the improved AC-VIT neural network for normative recognition and classification. The AC-VIT model, leveraging parallel computation solely based on a self-attention mechanism and multi-level attention mechanisms, effectively captures long-distance dependencies. Furthermore, a parallel simulation environment for the unloading area is established based on the actual production environment of the Haerwusu open-pit coal mine in Inner Mongolia, within a simulated artificial scene environment, to gather a vast array of diverse artificial scene data. Utilizing this data, in conjunction with actual scene data, the algorithm undergoes a parallel execution to design and perform parallel perception computing experiments, facilitating the effective training of the detection algorithm and scientific evaluation. Experimental outcomes demonstrate that the AC-VIT algorithm, underpinned by parallel perception theory, attains an accuracy rate of 98%, surpassing the accuracy and efficiency of traditional neural network models. The successful deployment of the AC-VIT algorithm not only elevates the intelligence level in open-pit mine unloading operations, but also furnishes robust technical support for the safety detection of other analogous engineering structures. The algorithm introduced herein presents a more efficient, safe, and intelligent approach for the detection of engineering structures at unloading area edges, bearing significant relevance for achieving high-performance, high-reliability, and high-automation in open-pit mine operations.

Key words: parallel perception; open-pit coal mine; unloading area; LiDAR; recognition and detection

当前我国露天矿无人驾驶技术正在逐渐成熟,煤矿行业实现无人化、智能化的需求也越来越强烈。在多个露天煤矿已有矿用无人卡车运行测试,未来将从装载、运输、卸载阶段全面代替人工作业模式,极大提高煤矿生产的安全性^[1]。但值得注意的是,由于煤矿场景的特殊性,在卸载阶段仍存在一定的安全隐患^[2]。卸载区是露天煤矿生产过程中排土作业专用场地,其中卸载区边缘工程结构的稳定性与规范性是卸载作业安全高效的重要保证^[3]。传统生产过程中,需要矿用卡车司机观察卸载区边缘工程结构的稳定性与规范性,进行卸载点的选择与倒车卸载^[4];在无人化生产模式中,矿用无人卡车在卸载作业中倒车靠近卸载区边缘工程结构,并在此过程中使用后向车载激光雷达检测工程结构的规范性与稳定性^[5-7],如果不能对卸载区工程结构进行实时稳定的检测,当工程结构过高时会发生卸载残留,需要重新卸载,当工程结构稳定性过差时会发生矿卡倾覆、滑落等重大安全事故^[8-10]。

现阶段,专家们对露天矿卸载区的研究主要集中在卸载区的稳定性分析、灾害监测和卸载区的使用寿命等方面。赵艳玲等^[11]提出了基于无人机影像分析排土场地形土壤物理性质关系的方法,该方法利用无人机拍摄的影像数据,结合地形学和土壤学原理,分析了复垦排土场地形特征与土壤物理性质之间的相互关系。REN H 等^[12]全面回顾了无人机技术在矿业领域的当前状态和未来展望,特别是在监测矿区地形、环境影响和安全风险方面的应用。贺凯等^[13]将无人机技术应用在露天矿监测领域中,为矿山边坡灾害预警提供预警信息。隋涛等^[14]利用无人机拍摄的高分

辨率影像数据,结合摄影测量和三维重建技术,创建了露天矿的详细三维模型。尽管无人机技术在覆盖广泛空间上具有明显的优势,但其在持续和实时监控露天矿特定区域,如卸载区的边缘工程结构,却显示出了一定的限制。特别是在恶劣天气条件下,无人机技术很难保持监测的连续性和稳定性。因此,由于缺乏对这些特定工程结构的深入了解,该技术在卸载区边缘工程结构的检测应用上存在一定难度。

通过三维点云技术计算工作区域与边界范围,取得了一定进展,可建立卸载区在线监测预警系统,为预防卸载区滑坡事故提供科学指导。周帅等^[15]通过高精度点云数据评估卸载区的稳定性,并预测垮塌可能带来的影响范围。通过综合应用地理信息系统(GIS)和三维建模技术,为预防和应对此类灾害提供了有价值的参考。马新江等^[16]提出了一种基于路缘特征的点云道路边界提取方法,通过分析道路上的点云数据,开发了一种有效的道路边界识别和提取技术,实现了对道路边界的精确划分。蒋陈纯等^[17]提出了一种点云边界快速精确提取算法,从复杂的点云数据中有效地识别和提取点云中的边缘特征,提高了边界提取的速度和精度。刘章等^[18]突出了雷达技术在监测露天矿区边坡移动和变形方面的有效性,通过使用雷达技术实时监控边坡的稳定性,从而及时预警可能的垮塌风险,为确保矿区安全提供了一种高效可靠的方法。尽管众多技术被应用于大范围区域的监控,它们通常不适合露天矿卸载区这种动态和非结构化的环境。露天矿区特有的作业环境导致卸载区会随着采矿活动的进展和地形的调整而不断变化。因此,这

些技术手段在处理卸载区边缘工程结构的稳定性和规范性检测方面面临着挑战。

在行驶道路检测与停车位、停车线检测等领域取得了一定的进展,可以有效提高停车位的检出率和正确率。阮顺领等^[19]提出了基于双向特征融合的露天矿区道路障碍检测算法,通过融合来自不同传感器的数据,提高了道路障碍物检测的准确性和可靠性。ZHANG Y 等^[20]提出了一种基于激光雷达的交叉口识别和道路边界检测方法,可以识别道路交叉口和道路边界,对于无人车辆的导航和安全运行至关重要。HAN J 等^[21]使用 2D 激光雷达进行结构化和非结构化道路边界检测和跟踪的方法,该算法能够利用 2D 激光雷达数据准确地识别和跟踪道路边界。然而,卸载区内缺乏结构化的道路和明确的停车标志,开阔地形对传感器的探测能力构成了挑战。此外,该环境中扬尘量大,摄像头容易受到遮挡,容易受到落石的损害等因素也制约了车位检测技术在自动化卸载矿卡作业中的有效应用。

露天矿面临的特征稀疏和动态环境带来的挑战,由于传统方法在观察时间和数据收集方面的限制,难以在真实场景中进行准确和可靠的实验与分析。平行感知理论通过真实场景为人工系统提供数据支持,解决了这一问题,促进了系统的改进,并指导了真实场景应用,实现了不同环境下的执行结果统一和算法优化^[22]。

因此,笔者提出了一种平行感知理论驱动的点云模型解析 AC-VIT 算法以进行卸载区边缘工程结构检测,在车辆倒车过程中实时稳定的检测卸载区边缘工程结构的稳定性与规范性,保证安全高效的停车卸载。

1 环境特点

露天矿卸载工作区域随生产过程变化,边缘工程结构作为一种临时保护结构,根据剥离工艺的深度不同,一般由砾石或土壤堆积而成,具有结构松散、表面不规则、坡度不均匀等特点,对其进行初步建模。

卸载区边缘工程结构可近似看为一段截面为梯形的立体结构,在卸载过程中选择固定间隔距离(一般为 10 m)为卸载点,截取一段卸载点对其边缘工程结构进行建模,以无人矿卡 930E 为例,边缘工程结构实际高度 $1.2 \text{ m} \leq L_N \leq 1.5 \text{ m}$ (图 1)。

$$P = \frac{2(|\Delta e_1| + |\Delta e_2|)}{L_x L_y L_z} (L_z - L_N) \tan \gamma \quad (1)$$

式中, P 为边缘工程结构置信度; L_x 为工程结构卸载

点长度; L_y 为工程结构有效宽度; L_z 为工程结构高度; γ 为卸载点坡度角; Δe_1 为超出拟合斜面体积; Δe_2 为缺失体积。

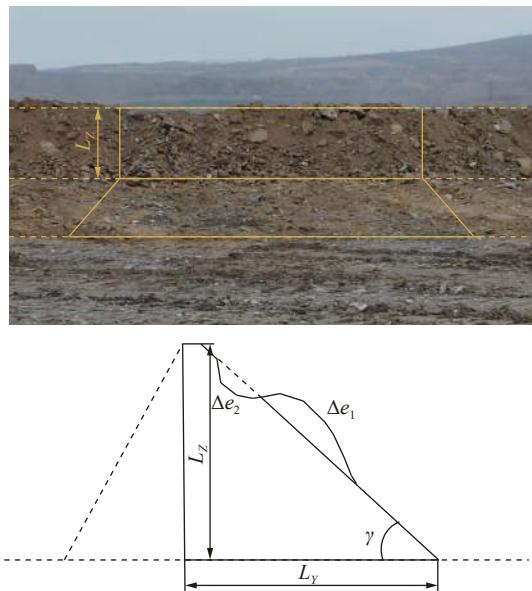


图 1 卸载区边缘工程结构

Fig.1 Edge engineering structures of the unloading area

多数条件下卸载区边缘工程结构并不是有规律且稳定的,在经过无人矿卡卸载作业后工程结构会发生无规律的变化,这取决于矿卡停靠位置,矿卡需要依靠边缘工程结构的形态进行停靠,因此该结构的标准与规范对于卸载作业十分重要,当矿卡因非规范工程结构而存在停靠不完全的情况下,会出下如图 2 所示的卸载不完全、原地卸车、破坏工程结构的情况,在工程结构不稳定的情况下会出现倒塌,滑落的情况严重时会危险矿卡安全。



图 2 非规范工程结构

Fig.2 Non-standard engineering structures

2 平行感知理论

平行感知理论旨在应对复杂系统建模和实验的挑战,特别是在露天矿卸载区这类环境中的应用具有显著优势。由于这些区域的环境参数具有高度的变化性和非结构化特性,感知和分析任务变得尤为困难。动态因素如落石和场景变化,为这些环境的复杂性增添了新的维度^[22-23]。由于观察和数据获取的限制,传统方法在这类环境中进行准确分析的能力受限。与此相对,人工系统能够更为精确地模拟这些复杂场景,并提供广泛的数据支持,从而促进平行实验的开展^[24]。在这一过程中,真实场景的数据不仅为人工系统的构建和迭代提供了宝贵支持,而且人工场景中获得的实验结果对真实环境的理解和指导具有重要价值。通过这种方式,实现了在两种场景下执行结果的收敛,以及算法技术的平行改进和效果优化^[25]。

笔者使用平行感知理论模拟卸载区的复杂环境,并通过在实验室构建人工场景,安全且可控地进行实验。这种方法突出了卸载区的非结构化特征,并通过在虚拟环境中采用装载传感器的虚拟矿卡收集数据,对基于激光雷达的边缘工程结构检测技术进行了进一步的验证和评估,实现了在虚实结合平行执行的过程中对算法技术的持续改进与优化(图3)。

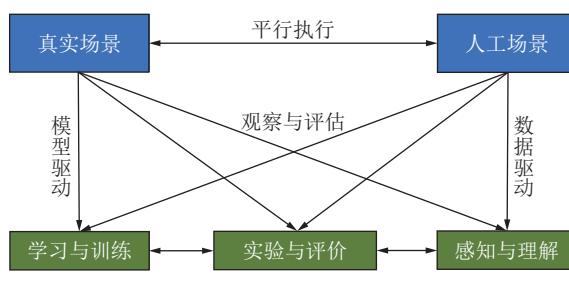


Fig.3 Theoretical architecture of parallel perception

3 技术概述

本文提出的平行感知理论驱动的点云模型解析AC-VIT算法流程如下:首先,使用无人矿卡后向激光雷达扫描获取三维点云数据;对无人矿卡采集到的卸载区边缘工程结构点云数据进行预处理,网格平均法可以通过 \bar{x}_k 、 \bar{y}_k 、 \bar{z}_k 来表达,进而使用统计滤波法减少数据中的随机噪声,点云坐标的平均值近似、识别与周围点分布不符的异常点,从而提高后续分析的精确度。再基于映射离散网格模型法得到二维高度场表征 H 。在高度场梯度特征提取阶段,使用梯度算子 ∇H_x 来确定地形的微小变化,通过计算高度场中每一点的梯度,可以有效地提取出地形的关键特征,进行

初步地形标记,区分坡面类型,并提取关键特征,包括梯度模长和方向,有助于定位和识别边缘工程结构。使用改进 AC-VIT 神经网络进行规范性的识别与分类。神经网络结构包括多头自注意力机制以及多层次感知机,以提高训练过程的速度和稳定性; VIT 网络的关键在于其结构参数,如层数 L , 每层的神经元数量 N , 以及激活函数的类型和参数。使用自适应 Adam 优化算法,采用交叉熵损失计算模型的损失。训练集、验证集和测试集的数据比例为 6 : 2 : 2。通过平行感知理论在人工环境中模拟了不同的工况,以测试算法在理想条件和复杂、变化多端的现实环境中的性能,以实现对参数的优化和调整,增强了网络对激光雷达数据的解读能力和最终的识别准确率。本文提出的平行感知理论驱动的点云模型解析 AC-VIT 算法能够实现露天矿卸载区边缘结构的实时检测,对提高露天矿作业系统的性能和自动化水平至关重要(图 4)。

4 基于激光雷达工程结构检测

4.1 网格平均方法

设输入点云为 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_n\}$, 其中 $p_i = (x_i, y_i, z_i)$ 表示第 i 点的坐标。将空间区域均匀抽样为一个三维网格结构 $G = \{g_1, g_2, \dots, g_m\}$, 每个网格单元 g_k 的体积为 h^3 , 其中, h 为网格边长。对每个网格单元 g_k , 计算包含在 g_k 内所有点集合 $P_k = \{p_j | p_j \in g_k\}$, 计算网格单元 g_k 内点坐标的均值

$$\bar{x}_k = 1 / (n_k \sum x_i) \quad (2)$$

$$\bar{y}_k = 1 / (n_k \sum y_i) \quad (3)$$

$$\bar{z}_k = 1 / (n_k \sum z_i) \quad (4)$$

式中, n_k 为 g_k 内点数, 输出下采样点云 $P' = \{p'_1, p'_2, \dots, p'_m\}$, 其中 $p'_k = (\bar{x}_k, \bar{y}_k, \bar{z}_k)$, 该方法使用每个三维网格单元作为一个区域, 在该区域内对点云坐标进行平均值近似, 从而实现了点集的压缩。

4.2 统计滤波法

寻找 P' 中每个点的 k 近邻点集合 $N_k(p_i)$, 对每个点 p_i , 计算它与 k 近邻点之间的平方误差之和 d_i :

$$d_i = \sum \|p_i - p_j\|^2, p_j \in N_k(p_i) \quad (5)$$

计算 d 的平均值 μ_d 和标准差 σ_d , 设置异常判断阈值 θ , 即

$$\theta = \mu_d + \alpha \sigma_d \quad (6)$$

其中, α 为常数, 取值 3。对每个点 p_i , 如果 $d_i > \theta$, 则判定 p_i 为离群点, 否则 p_i 保留。

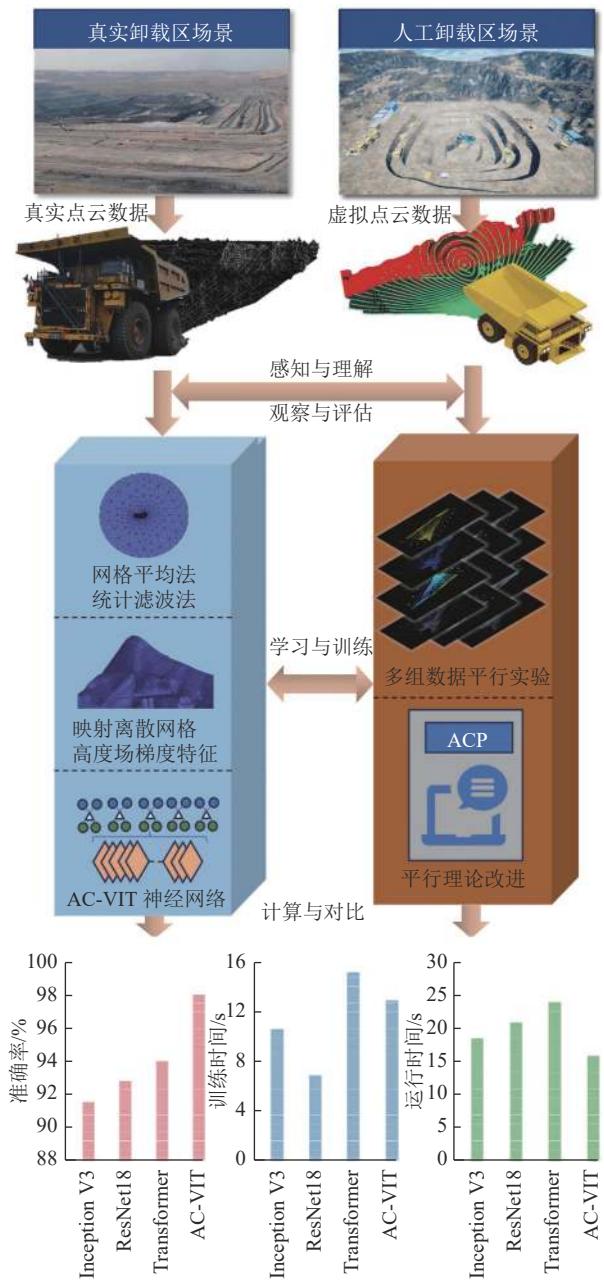


图4 平行感知理论驱动的点云模型解析 AC-VIT 算法
Fig.4 Point cloud model parsing vit optimization algorithm driven by parallel perception theory

去除离群点后输出过滤后的点云 P'' 。利用点到其局部邻域点的距离特征,通过统计模型来识别与周围点分布不符的异常点,如图 5 所示。

4.3 映射离散网格模型

由于任何一个离散网格都可以近似表示一个连续曲面,因此对曲面进行抽样,高度场 Z 对每个二维坐标点 (x, y) 保存了对应的垂直高度。将高度作为网格单元的三维标量,可以还原边缘工程结构曲面的局部倾斜程度等拓扑信息。几何上看,高度场保留了曲面第一形式代表的关键结构特征。从信息论来看,它实现了从三维几何到二维表征的压缩,信息质量依然足

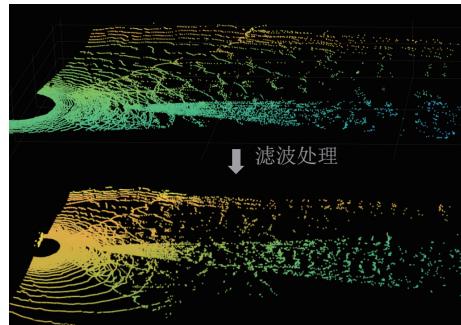


图5 滤波处理

Fig.5 Filtering processing

够还原曲面拓扑结构。

在点云集合 P'' 内,总共包括了 n 个点,其为: $\{p_1'', p_2'', \dots, p_r''\}$,采用立方格离散模型 G ,其边长为 h 。模型点位于格点:

$$\{g_j|(x_j, y_j), j = 1, 2, \dots, N\} \quad (7)$$

点云到高度场的映射可以定义为 $f(P'' \rightarrow G)$ 其映射函数为 $f(p_i'') = z_j$,如果该点位于格点,则 $H(P)$ 即为该点的高度,如果 $x_i \in \left[\frac{x_j - h}{2}, \frac{x_j + h}{2}\right], y_i \in \left[\frac{y_j - h}{2}, \frac{y_j + h}{2}\right]$, 则 $z_j = z_i$ 。使用围绕格点中心计算高度原理,得到的二维高度场表征即为

$$H = \{z_j|(x_j, y_j), j = 1, 2, \dots, N\} \quad (8)$$

式中, z_j 为 (x_j, y_j) 处的高度。

本节介绍的映射方法有效地转换了复杂的三维点云数据为二维高度场,使露天矿卸载区边缘工程结构的拓扑信息如局部倾斜程度和几何形状得以清晰表示。与传统的三维空间数据处理相比,这种二维高度场的方法更为直观和高效,尤其在处理大量的点云数据时。它不仅减少了数据处理的复杂性,还提高了复杂露天矿环境下对工程结构稳定性和规范性的精确评估能力,本方法在露天矿卸载区边缘工程结构检测中展现了更高的准确性和操作效率(图 6)。

4.4 卸载区高度场梯度特征提取

在本节中使用了针对露天矿卸载区复杂环境的精准辨析而设计的高度场表示函数和梯度特征提取方法,通过灵活调整参数,提高了地形识别的准确性,也增强了在非结构化环境下的应用可靠性。将给定高度场表示为函数 $H(x, y)$,其定义域为二维网格 G 。计算高度场的离散梯度,取每个点上的梯度近似:

$$\nabla H_x = \frac{H(x+h, y) - H(x-h, y)}{2h} \quad (9)$$

$$\nabla H_y = \frac{H(x, y+h) - H(x, y-h)}{2h} \quad (10)$$

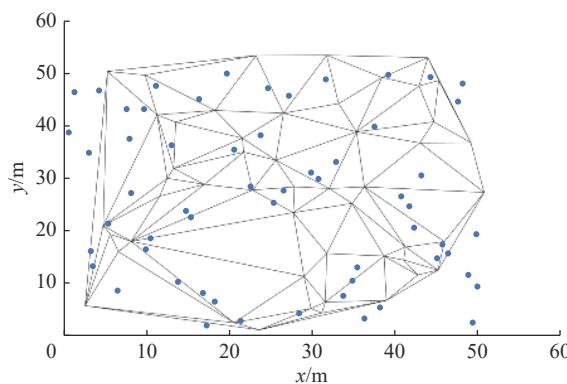


图6 映射离散网格模型

Fig.6 Mapping discrete grid model

$$\nabla H_{(x,y)} = (\nabla H_x, \nabla H_y) \quad (11)$$

提取工程结构梯度模长 $|\nabla H|_{(x,y)}$ 和方向 $\theta_{(x,y)}$ 作为基础特征:

$$|\nabla H|_{(x,y)} = \sqrt{(\nabla H_x)^2 + (\nabla H_y)^2} \quad (12)$$

$$\theta_{(x,y)} = \arctan\left(\frac{\nabla H_y}{\nabla H_x}\right) \quad (13)$$

在网格块 U_k 中, 特征 X 平均值 μ_k 和方差 σ_k :

$$\mu_k = \frac{1}{A_k \iint U_k X dx dy} \quad (14)$$

$$\sigma_k = \sqrt{\frac{1}{A_k \iint U_k (X - \mu_k)^2 dx dy}} \quad (15)$$

式中, A_k 为第 k 个区域的特征集合。

接下来像素级分类进行初步边缘工程结构地形标记, 区分工程结构与坡面等类型。为了反应卸载区工程结构的陡峭程度, 使用梯度模长 $|\nabla H|_{(x,y)}$ 作为关键特征。设定梯度模长阈值为 T , 结合阈值划分梯度模长, 用以区分地形, 如果 $|\nabla H|_{(x,y)} > T$, 则标记该像素为墙体 $C = 1$, 否则标记为地面坡面 $C = 0$ 。 T 的设置影响分类效果, 使用阈值计算整个高度场 $|\nabla H|$ 的平均值 μ 和标准差 σ 。取 $T = k\sigma$, 其中, k 为经验参数, 设置 $k \in (1, 3)$, 再进行区域特征提取, 连接相邻像素 C , 构建区域 R_j , 计算 R_j 内 μ 、 σ 等特征, 构建区域拟合平面如图 7 所示。

卸载区高度场梯度特征提取方法能够精确捕捉地形的微小变化, 如坡度和地形界限, 特别适用于露天矿中多变的地形条件。通过灵活调整参数, 它不仅提高了地形识别的准确性, 还增强了在露天矿动态环境下的应用可靠性。这种专为露天矿环境优化的方法在处理复杂地形方面比传统技术更为有效和精确(图 8, 图中, L_x 为网络中存在 L 个该模块)。

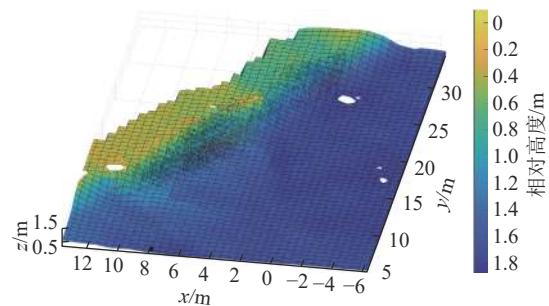


图7 点云拟合平面可视化

Fig.7 Point cloud fitting for plane visualization

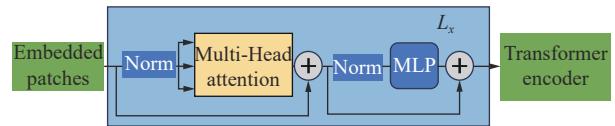


图8 神经网络结构

Fig.8 Neural network structure

4.5 AC-VIT 神经网络

笔者专门针对露天矿卸载区边缘工程结构的特殊要求, 对 VIT 神经网络结构进行了优化。AC-VIT 模型通过基于卷积的框架有效地实现输入自适应、长程和高阶空间交互。核心部分包括残差连接的相加和多层次归一化、多头自注意力机制及多层次感知机, 这些优化特别针对露天矿卸载区边缘工程结构在动态和非结构化环境中的数据处理需求。通过线性变换将单维度向量转换成具有 D 维度的向量, 本文模型能够更精确地捕捉和处理露天矿卸载区边缘工程结构中的复杂特征, 如式 (16) 所示。数据经由 Transformer 编码器的 N 个编码器块处理, 首先进行层归一化, 再通过多头注意力机制, 这一过程尤其适用于露天矿边缘工程结构的高变异性数据, 如式 (17)~(19) 所示。归一化前的输入与 Dropout 处理后的输出结合, 以及随后的 MLP 模块处理, 都特别考虑了露天矿卸载区边缘工程结构的特定需求, 如式 (20)、(21) 所示。为了更准确地捕捉露天矿卸载区边缘工程结构的长期特征, 采用了 1×3 和 1×1 的特殊卷积核配置, 这些改进使得本文提出的技术在露天矿卸载区的边缘工程结构检测应用中, 相比于传统方法具有更高的效率和准确性。

$$z_0 = [x_{\text{cla}}; x_p^1 E; x_p^2 E; \dots; x_p^n E] + E \quad (16)$$

$$A(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{dk}}\right)V \quad (17)$$

$$M_h(Q, K, V) = C(\text{head}_1, \dots)W^T \quad (18)$$

$$\text{head}_i = \text{Attention}(Q_i^O, K_i^K, V_i^V) \quad (19)$$

$$z_l = \text{MLP}(L_N(\text{head}_i)) \quad (20)$$

$$y = L_N(z_L^0) \quad (21)$$

式中, z_0 为多层感知机(MLP)的输入向量; \mathbf{x}_{cla} 为类别嵌入向量; $\mathbf{x}_p^1 \sim \mathbf{x}_p^n$ 为不同层次的特征嵌入向量; E 为一个误差项或偏置项; A 为一个函数, 代表自注意力机制的输出; $\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}$ 分别为查询、键和值矩阵, 它们是自注意力机制中的 3 个基本组成部分; softmax 为 softmax 函数; d 为维度参数; k 为键的维度; M_H 为多头注意力的输出; $C(\text{head}_1 \dots)$ 为通过连接(concatenation)多个头的输出; W 为输出权重矩阵; H 为注意力机制的输出; head_i 为第 i 个注意力头的输出; Attention 为注意力函数; z_l 为第 l 层的输出; MLP 为多层感知; y 为最终的输出; $L_N(z_L^0)$ 为通过最后一层(L_N)处理第 1 层的输出(z_L^0)得到的结果。

为了在不丢失信息的情况下降低特征维数, 卷积神经网络中不使用池化层, 使用 CNN 卷积神经网络进行上采样。在卷积阶段, 使用网络中不同大小的卷积核来学习输入信号的长期和短期特征。分别由 1×3 卷积和 1×1 卷积来完成。为了使 VIT 模型完全学习信号中的感兴趣区域, 遵循一个简单的设计模式:所有卷积步骤都是 1。CNN 卷积网络的参数配置见表 1。最后一个卷积层的输出与标准 VIT 方法的输入相匹配。卷积运算为

$$y_j^l = f \left(b_j^l + \sum_{i \in M_j} \text{conv}D(\omega_{ij}^{l-1}, x_i^{l-1}) \right) \quad (22)$$

式中, y_j^l 为第 l 层第 j 神经元的输出; $f(\cdot)$ 为非线性函数; b_j^l 为第 j 层神经元在第 l 层的偏置; M_j 为输入数据集的样本; $\text{conv}(\cdot)$ 为卷积函数; x_i^{l-1} 为第 $l-1$ 层第 i 神经元的输出; ω_{ij}^{l-1} 为第 $l-1$ 层第 i 神经元到 l 层第 j 神经元的权值。

将处理之后的数据送入 VIT 网络进行识别。VIT 网络的参数配置见表 2。

4.6 模型训练

为更好地适应露天矿卸载区的特殊环境, 对数据集的处理和网络训练方法进行了针对性的优化。首先, 在模型训练之前, 对网络参数进行了特定的初始化, 以适应复杂和动态变化的数据特征。此外, 将网络的学习率设定为 0.001, 并通过设置迭代次数为 100, 批量大小为 64, 以及衰减系数为 0.0005, 确保模型在训练过程中的高效性和稳定性。本文采用了 6:2:2 的比例分配训练集、验证集和测试集, 确保了数据的全面性和代表性。采用的自适应 Adam 优化算法进一步优化了模型的性能, 特别是在露天矿复杂环境下

表 1 卷积神经网络架构

Table 1 Convolutional Neural Network Architecture

结构名称	参数配置
批归一化层 1	—
上采样层 1	比例因子=2
卷积层 1	1×3 , 步长=1
批归一化层 2	—
激活函数层 1	Relu
上采样层 2	比例因子=5
卷积层 2	1×1 , 步长=1
批归一化层 3	—
激活函数层 2	Relu
卷积层 3	1×3 , 步长=1
激活函数层 3	Tanh

表 2 VIT 网络的参数配置

Table 2 Configuration of parameters for VIT network

模型名称	VIT
编码器层数	12
经过 Embedding 层后的向量长度	768
MLP 层尺寸	3 072
多头自注意力头数	12

的应用效果。采用交叉熵损失计算模型的损失, 计算公式为

$$L = -[y \lg \hat{y} + (1-y) \lg(1-\hat{y})] \quad (23)$$

式中, L 为损失函数; y 为真实标签; \hat{y} 为模型的预测值。

模型在分类研究中的成功与否与正确和错误类别中的样本数量有关。模型的性能准则用测试数据性能准则的复杂度矩阵表示, 这些优化措施使模型更加适应于露天矿卸载区的特殊场景, 在处理大量、多变的数据方面表现出更高的精确度和鲁棒性, 见表 3。

表 3 复杂度矩阵

Table 3 Complexity Matrix

预测类别	不同真实类别的复杂度	
	0	1
0	TN	FN
1	FP	TP

表 3 中, TN(True Negative) 表示模型将负类样本预测为负类的数量; FN(False Negative) 表示模型将正类样本预测为负类的数量; FP(False Positive) 表示模型将负类样本预测为正类的数量; TP(True Positive)

表示模型将正类样本预测为正类的数量。

这里的准确率 A 定义为正确训练数据的个数与训练数据总数的比值, 即

$$A = \frac{TP + TN}{TP + FN + FP + TN} \quad (24)$$

5 实验内容

5.1 测试实验平台

为了验证平行感知理论驱动的点云模型解析 AC-VIT 算法的有效性, 本文设计了一系列模拟实验。如图 9 所示, 使用经过无人线控改造的矿用运输卡车 930E 作为实验平台, 实验装置包括 Ouster64 和 Livox 激光雷达、车载终端系统、车辆导航定位系统、显示屏及移动站等。算法运行的硬件平台为 DELL G15 5520, 软件系统为 Ubuntu 系统与 ROS 系统。无人矿卡搭载激光雷达用于收集环境信息和工程结构数据, 信息传输到车载终端进行数据处理, 显示屏用于显示点云拟合可视化平面及 AC-VIT 神经网络输出检测数据。本文在内蒙古哈尔乌苏露天煤矿进行数据采集与模拟测试工作, 无人矿卡在露天煤矿装载区填装物料后, 驾驶至卸载区进行卸载作业, 在靠近卸载区边缘工程结构的过程中采集点云实验数据。除真实环境外, 在人工环境中对模拟矿卡进行了多次试验运行。这些运行试验旨在收集各种环境条件下的数据, 包括不同时间、不同工作情况下的数据。实验重点关注了激光雷达数据的采集和处理, 以及平行感知理论在复杂环境中的应用。



图 9 测试实验平台

Fig.9 Testing the experimental platform

本文选用的 Ouster64 线激光雷达与 livox 激光雷达具有稳定性强、精度高等优点, 能够形成稠密的点云, 经过预处理后的点云数据进行拼接, 形成边缘工程结构拟合面模型, 使用基于 AC-VIT 神经网络进行识别, 满足无人矿卡在露天煤矿卸载区边缘工程结构检测的需求。

5.2 平行感知系统

在平行执行的测试中, 图 10 展示了人工环境和真实环境相似的信息结构, 两者都具有卸载区非结构化的点云数据特点。在这种设置中, 通过在模拟环境中建模和评估来测试算法, 不仅可以检验平行感知理论驱动的点云模型解析 AC-VIT 算法在理想条件下的性能, 还能评估其在复杂、动态现实环境中的稳健性。通过对模型参数的不断调整和优化, 确保模型能够准确地评估算法性能, 特别是在应对多变环境和不确定因素时的适应能力。

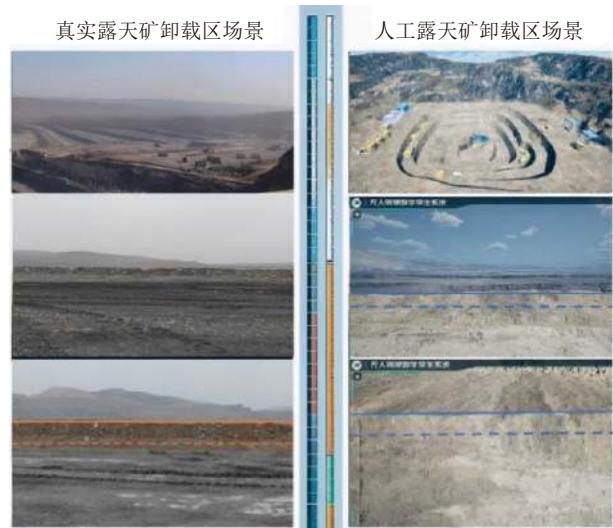


图 10 真实场景与人工场景

Fig.10 Real scene and artificial scene

人工环境在规模、多样性和传感器特性等方面与真实环境相似, 因此在这 2 种环境中获取的数据和模型是等效的, 并可以相互指导。人工环境中的传感器配置模拟了真实世界中的传感器布局和性能。模拟驾驶环境的设置既灵活又可重复, 允许实验根据需要进行调整, 以测试算法在不同情况下的表现。此外, 这种设置还提供了实际操作的预先反馈, 使研究团队能够在部署实际应用之前, 对潜在的问题和挑战有所了解和准备。

遵循平行系统理论, 本次实验结合现实场景中的数据搭建了虚拟仿真环境, 并在此环境中, 利用虚拟激光雷达安装在虚拟矿卡上收集了丰富多样的露天矿卸载区数据。实验模拟了 5 种不同工况, 涵盖了从规范卸载区边缘工程结构到不同阶段的高度和坡度变化, 包括堆积物分布不均、物料堆积过多以及卸载区域过度堆积等情况。

将实验结果进行对比, 经分析得到平行感知理论驱动的点云模型解析 AC-VIT 优化算法的改进作用。这些模拟工况不仅增加了实验的多样性和全面性, 还

为理解算法在不同条件下的表现提供了关键见解,确保了在实际应用中的有效性和可靠性。

5.3 实验结果及分析

5.3.1 多场景拟合斜面分析

根据点云拟合斜面中点的坐标信息,可以计算出2个示例点之间的坡度信息与高度信息。

首先,需要计算 ΔX 、 ΔY 和 ΔZ :

$$\begin{cases} \Delta X = |X_2 - X_1| \\ \Delta Y = |Y_2 - Y_1| \\ \Delta Z = |Z_2 - Z_1| = L_Z \end{cases} \quad (25)$$

坡度角 γ 可以通过反正切函数计算得到,然后将其从弧度转换为度:

$$\gamma = \arctan\left(\frac{|Z_2 - Z_1|}{\sqrt{(X_2 - X_1)^2 + (Y_2 - Y_1)^2}}\right) \frac{180}{\pi} \quad (26)$$

为深入分析卸载区边缘工程结构的几何特征,通过点云数据获取了结构的宽度和分布。结构宽度 W_i 是通过计算结构两侧边缘点之间的欧几里得距离得出

$$W_i = \sqrt{\Delta X^2 + \Delta Y^2 + \Delta Z^2} \quad (27)$$

进一步,对结构宽度进行了统计分析,计算了其平均宽度 \bar{W} 和标准差 σ_w ,即

$$\bar{W} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n W_i \quad (28)$$

$$\sigma_w = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (W_i - \bar{W})^2} \quad (29)$$

$$Q_{\Delta Z} = \left| \frac{\Delta Z - \Delta Z_r}{\Delta Z_r} \right| \times 100\% \quad (30)$$

$$Q_\gamma = \left| \frac{\gamma - \gamma_r}{\gamma_r} \right| \times 100\% \quad (31)$$

其中, W_i 为结构宽度; $Q_{\Delta Z}$ 为相对高度误差; Q_γ 为相对斜度误差; ΔZ_r 为边缘工程结构高度的真实值。通过计算测量值与真实值之间的差异,给出误差大小相对于正确值的百分比,从而提供测量精度的度量。

结构的宽度统计分布 \bar{W} 提供了关于结构特性的观察,有助于理解结构的完整性和潜在风险。相对误差 $Q_{\Delta Z}$ 和 Q_γ 通过计算测量值与真实值之间的差异,给出误差大小相对于正确值的百分比,从而提供测量精度的度量。本文能够有效地评估和预测边缘工程结构的稳定性,为后续的维护和加固提供了科学依据。

平行感知理论驱动的点云模型解析 AC-VIT 算法

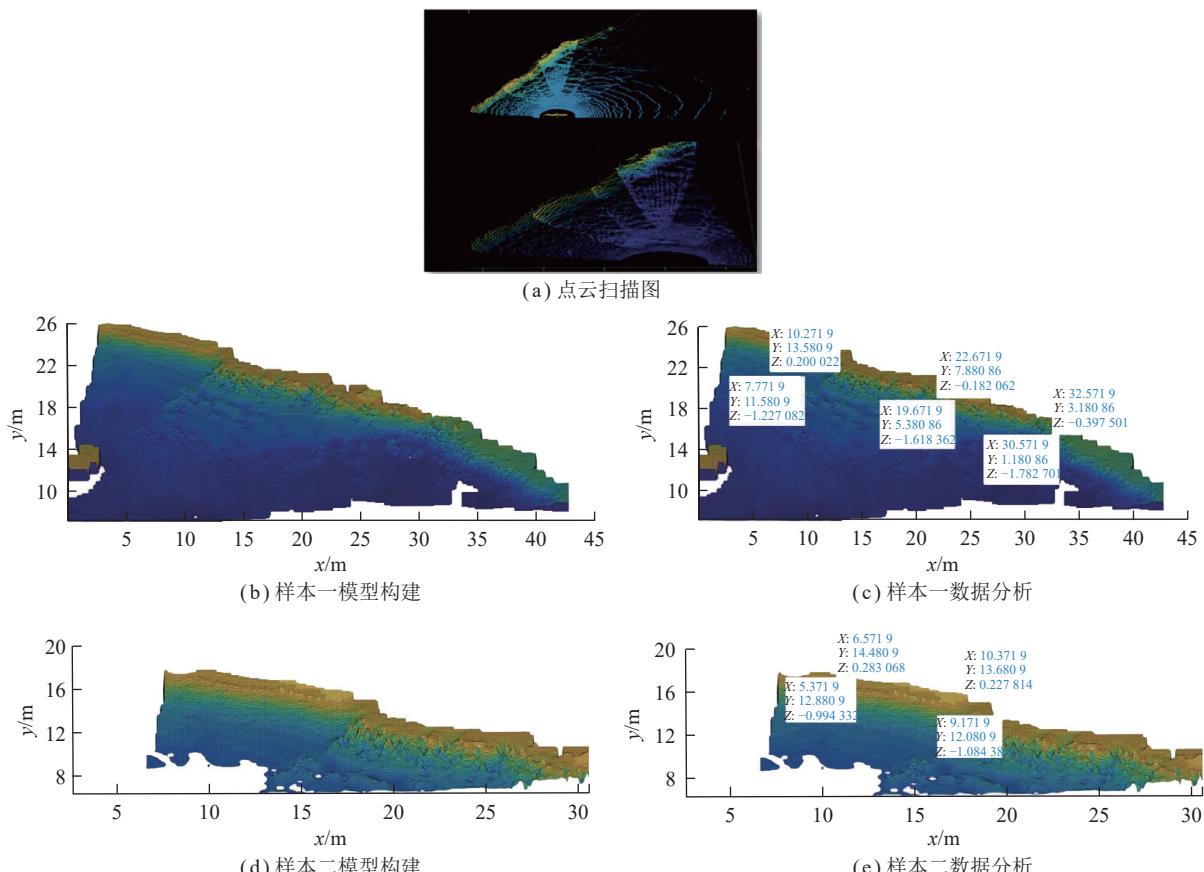


图 11 标准规范工况

Fig.11 First operating condition

表4 标准规范工况和非规范工况

Table 4 Standard operating conditions and non-standard operating conditions

工况	实验	高度 L_Z/m	坡度 $\gamma/(^\circ)$	平均宽度 \bar{W}/m	标准差 σ
标准规范工况	①	1.416 2	15.44	5.508 0	0.272 7
	②	1.294 8	13.20		
非规范工况 I	①	1.040 3	8.12	8.868 6	0.183 4
	②	1.033 2	7.55		
非规范工况 II	①	0.953 13	27.20	4.012 8	0.153 2
	②	1.160 40	30.25		
非规范工况 III	①	2.075 4	9.41	3.107 1	0.319 7
	②	1.834 7	11.42		
非规范工况 IV	①	1.747 3	24.32	4.395 1	0.498 5
	②	2.264 3	35.40		

在对点云数据进行详细分析后,根据高度 L_Z 和坡度 γ 的不同组合,对边缘工程结构的建模及检测结果进行了分类:

标准规范工况 [$L_Z \in (1.2, 1.5) \& \gamma \in (20^\circ, 45^\circ)$] (图 11): 合理规范的卸载区边缘工程结构有助于无人矿卡确认卸载点,不会产生非控制性滑移,正常高效的进行卸载作业,保障矿山无人作业的效率与安全(表 4)。

非规范工况 I [$L_Z \in (0, 1.2) \& \gamma \in (0^\circ, 20^\circ)$] (图 12):

高度较低同时坡度较低的情况通常表示边缘工程结构的起始阶段,其中坡度过低会引起矿卡的非控制性滑移,导致卸载位置无法到达,产生物料堆积的情况,影响卸载作业效率与安全(表 4)。

非规范工况 II [$L_Z \in (0, 1.2) \& \gamma \in (20^\circ, 45^\circ)$] (图 13): 这种组合可能代表了卸载过程中堆积物分布的不均匀性,或是由于卸载作业的快速进行导致高度较低的区域的出现在边缘工程结构中,一般来说这种边缘工程结构不稳定,有一定安全隐患(表 4)。

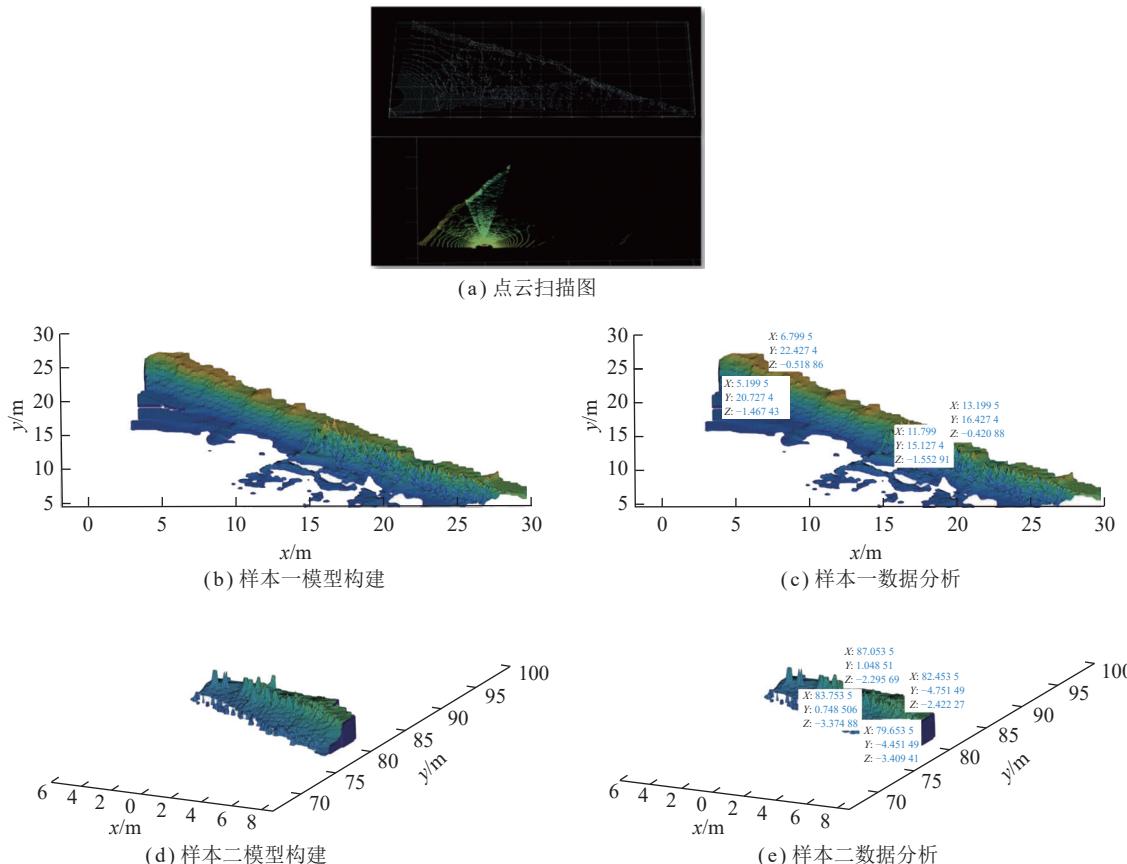


图 12 非规范工况 I

Fig.12 Second operating condition

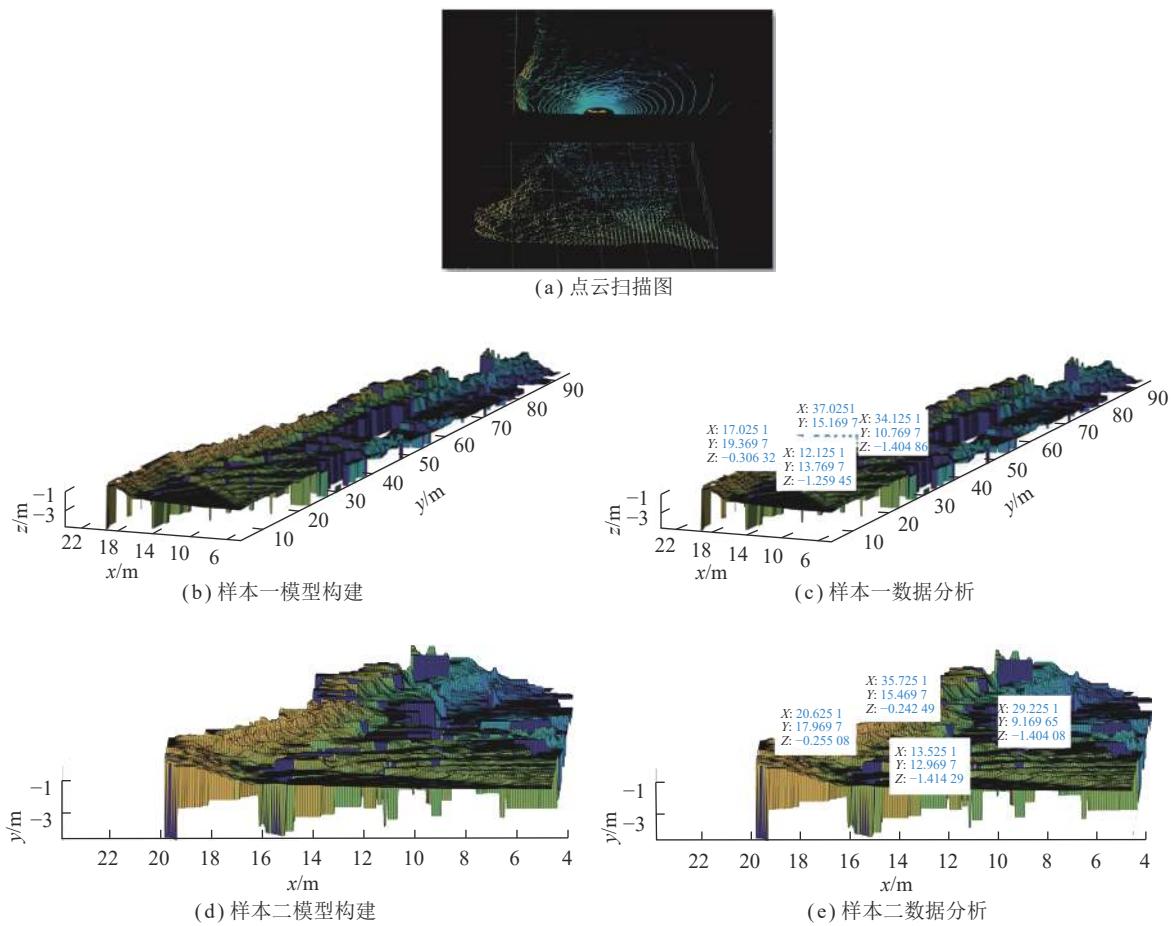


图 13 非规范工况 II

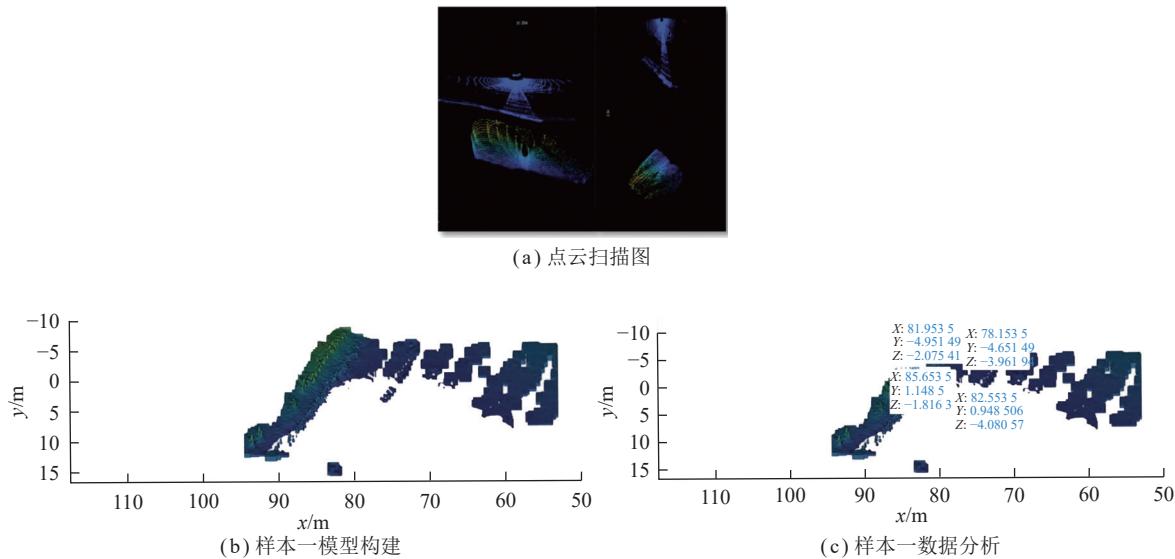
Fig.13 Third operating condition

非规范工况 III [$L_Z \in (1.5, \infty)$ & $\gamma \in (0^\circ, 20^\circ)$] (图 14): 当点云数据显示较高的堆积物高度与较低的坡度时, 这可能意味着堆积过程中物料堆积过多, 形成了较平缓的坡度, 可能是由于持续的不规范位置卸载作业(表 4)。

非规范工况 IV [$L_Z \in (1.5, \infty)$ & $\gamma \in (20^\circ, 45^\circ)$] (图 15): 高度超过阈值反映了卸载区域可能存在过度堆积的

问题, 需要排查隐患, 是否存在多次卸载作业未达标位置, 这对操作安全构成了潜在的风险(表 4)。

通过点云处理方法, 在建模中定性描述卸载区工程结构的检测结果, 实现有效拟合并将非规范情况分类为 5 种工况。同时, 利用相对误差 $Q_{\Delta Z}$ 、 Q_γ 与标准差 σ 对推土机械进场修缮进行量化指导, 验证了检测



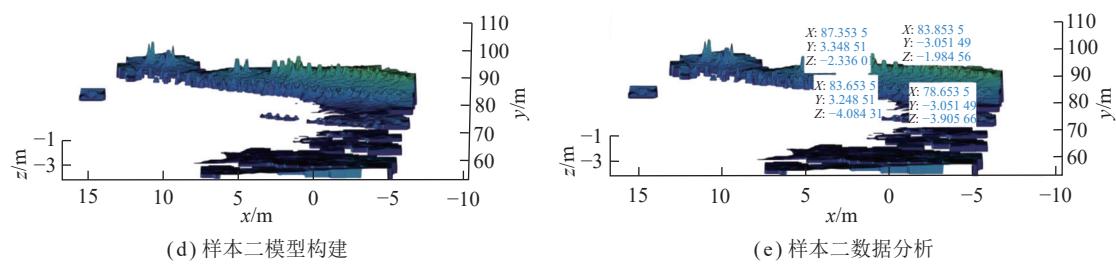


图 14 非规范工况Ⅲ

Fig.14 Fourth operating condition

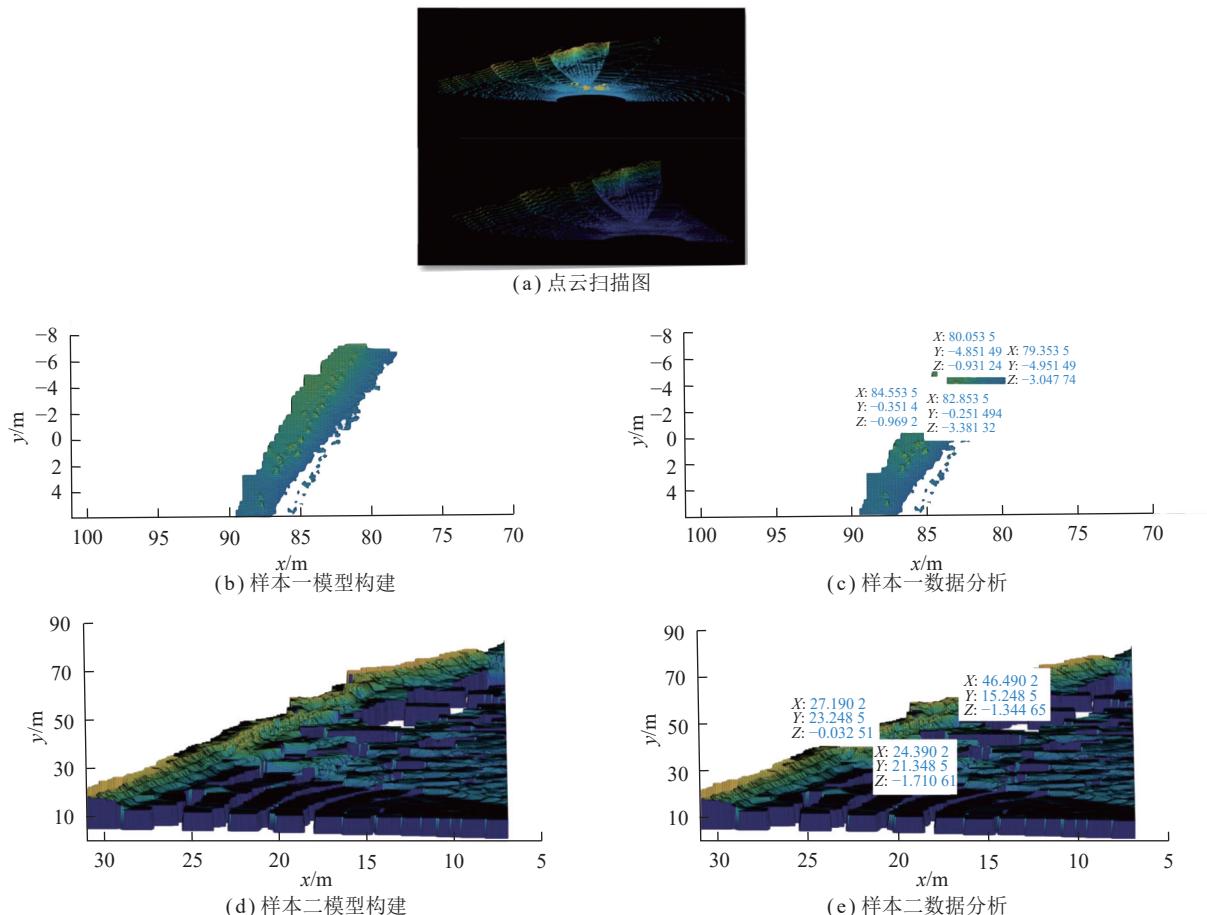


图 15 非规范工况 IV

Fig.15 Fifth operating condition

系统的可靠性。此外,多维度分析为卸载作业提供了关于边缘工程结构稳定性和规范性的判断依据。根据表5,本文提出的基于平行感知理论的点云模型解析算法显示出高准确率,拟合误差保持在厘米级别。除特定非规范工况IV外,其余工况的相对误差率维持在10%以下,显示出算法在大多数情况下的高稳定性和优秀性能,进一步证实了该方法在露天矿卸载区边缘工程结构检测中的实用价值和先进性。

5.3.2 检测实验分析

为验证本文提出算法的有效性和先进性,本研究在前文构建的露天矿卸载区边缘工程结构几何特征

数据集上,对本文提出的 AC-VIT 模型进行了细致的比较分析。将 AC-VIT 模型与现有的主流分类方法,

表 5 拟合误差率

Table 5 Fitting Error Rate

工况	评价指标		
	$Q_{\Delta Z}/\%$	$Q_{\gamma}/\%$	σ
标准规范工况	5.88	2.1	0.272 7
非规范工况Ⅰ	3.70	2.0	0.183 4
非规范工况Ⅱ	1.94	2.0	0.153 2
非规范工况Ⅲ	7.23	2.8	0.319 7
非规范工况Ⅳ	10.71	2.9	0.498 5

包括传统神经网络 ResNet18、InceptionV3 和 Transformer 进行了对比, 见表 6。值得注意的是, 所有算法均在相同的实验条件下进行测试, 以确保公正性和准确性(图 16)。

AC-VIT 模型可以通过多层级的注意力机制自适应地捕捉长距离的依赖关系, 从而更好地表达输入信息的全局信息。使得该模型与传统卷积神经网络模型相比具有更高的准确率与效率。

训练过程中的损失率是考察学习过程变化的重

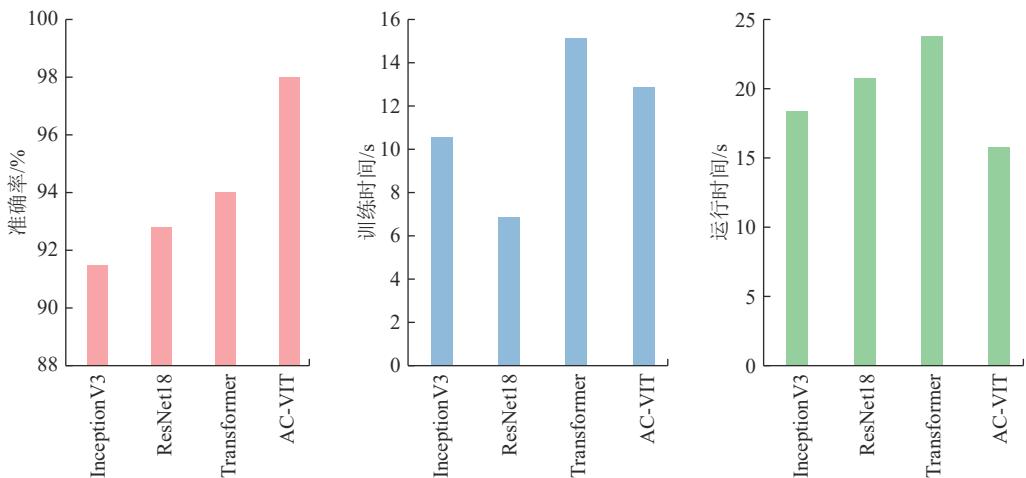


图 16 检测实验结果对比

Fig.16 Comparison of test experiment results

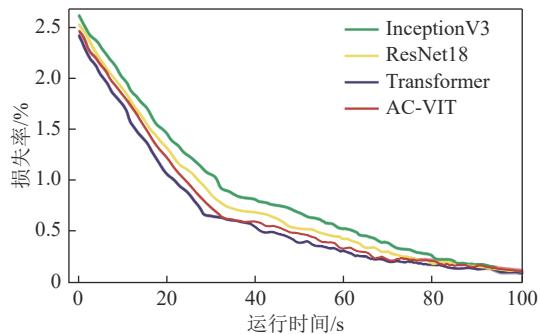


图 17 损失率变化情况

Fig.17 Changes in accuracy rate and loss rate

特征可视化是检验神经网络的卷积特征提取层提取效果的一种方法, t-SNE(t-Distributed Stochastic Neighbor Embedding) 在保持数据点之间相对距离的同时, 将高维数据映射到低维空间, 通过概率分布的方式来表示高维空间中的数据点及其相互关系^[26]。降维效果如图 18 所示。

综合以上图表可知, 本文提出的 AC-VIT 模型在多个指标上优于上述经典模型, 特别是在处理露天矿卸载区边缘工程结构的几何特征数据时, 展现了更高的准确率和效率。具体来说, 本文提出的 AC-VIT 在

表 6 模型对比实验

Table 6 Model comparison experiment

模型	参数/Mb	准确率/%	训练时间/s	运行时间/s
InceptionV3	24.51	91.50	10.58	18.35
ResNet18	13.25	92.80	6.85	20.79
Transformer	50.50	94.00	15.15	23.82
AC-VIT	58.50	98.00	12.85	15.75

要指标。其他神经网络模型与 AC-VIT 在训练过程中损失率逐渐收敛于 0。变化情况如图 17 所示。

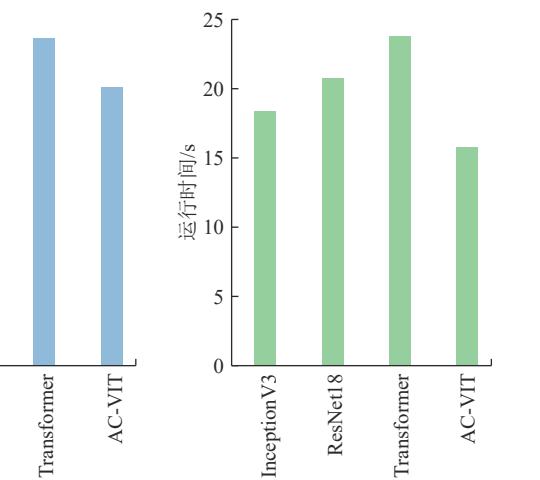


图 16 检测实验结果对比

准确率上达到了 98%, 显著高于 InceptionV3、ResNet18 和 Transformer 模型。同时, 在训练时间和速度方面, AC-VIT 模型也展示了较好的性能, 尤其是它的速度指标最低, 说明在保证高准确性的前提下, 速度上也有显著的优势。这表明 AC-VIT 模型在处理复杂的露天矿卸载区边缘工程结构几何特征数据集方面具有先进性和高效性。

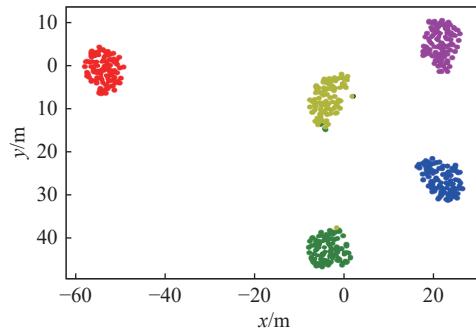


图 18 AC-VIT 模型特征提取降维效果

Fig.18 Dimensionality reduction effect of feature extraction in the AC-VIT Mode

因此, 本文以平行感知理论驱动提出的点云模型解析 AC-VIT 算法, 可实现高精度与高适应性, 并能够

有效应对露天矿卸载区特殊环境的特定挑战。

6 结 论

(1) 提出了 AC-VIT 的新型算法, 该算法由平行感知理论驱动, 专注于露天煤矿卸载区边缘工程结构的检测。该算法通过改进的点云处理技术提取关键的几何特征, 并利用这些特征进行精确检测。

(2) 通过在人工构建的卸载区场景中进行的实验, 验证了 AC-VIT 算法在多场景下的高效性和准确性。实验结果表明, 与传统算法相比, 该算法在检测任务上表现出更高的准确率和效率, 显著提升了算法的泛化能力和可靠性。

(3) 平行感知理论的应用有效提高了矿区作业的安全性和效率。通过增强矿卡对障碍物的识别和路径规划能力, AC-VIT 算法有助于减少潜在的安全事故, 确保工作人员的安全, 并提升矿区的整体作业效率和经济效益。

(4) 未来的研究将探索 AC-VIT 算法在更广泛场景下的应用潜力, 并致力于进一步优化算法, 以适应更加复杂和不规则的环境。这将有助于算法在不同领域和条件下的应用和发展, 本文研究成果为智能化矿山的发展提供了重要的技术支持和理论基础。AC-VIT 算法的提出有助于推动露天矿生产作业系统向高性能、高可靠性和高自动化程度的方向发展, 为矿业智能化转型提供了切实可行的解决方案。

参考文献(References):

- [1] 葛世荣, 胡而已, 李允旺. 煤矿机器人技术新进展及新方向[J]. 煤炭学报, 2023, 48(1): 54–73.
GE Shirong, HU Eryi, LI Yunwang. New developments and directions in coal mine robotics[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(1): 54–73.
- [2] 杜善周. 淮能集团生态建设情况报告[R]. 神华准格尔能源有限责任公司, 2021.
- [3] 葛世荣, 张晞, 薛光辉, 等. 我国煤矿煤机智能技术与装备发展研究[J]. 中国工程科学, 2023, 25(5): 146–156.
GE Shirong, ZHANG Xi, XUE Guanghui, et al. Research on the development of intelligent coal machinery technology and equipment in China[J]. Engineering Sciences, 2023, 25(5): 146–156.
- [4] 王家臣, 王忠鑫, 王卫卫, 等. 露天矿开采扰动效应: 概念、特征与评价指标体系框架[J]. 煤炭学报, 2017, 42(S2): 295–301.
WANG Jiachen, WANG Zhongxin, WANG Weiwei, et al. Disturbance effects of open-pit mining: concept, characteristics, and evaluation indicator system framework[J]. Journal of China Coal Society, 2017, 42(S2): 295–301.
- [5] 张凌凡, 陈忠辉, 周天白, 等. 基于梯度提升决策树的露天矿边坡多源信息融合与稳定性预测[J]. 煤炭学报, 2020, 45(S1): 173–180.
ZHANG Lingfan, CHEN Zhonghui, ZHOU Tianbai, et al. Multi-source information fusion and stability prediction of open-pit mine slopes based on gradient boosting decision tree[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(S1): 173–180.
- [6] 丁鑫品, 李凤明, 付天光, 等. 端帮采场覆岩移动破坏规律及边坡稳定控制方法[J]. 煤炭学报, 2021, 46(9): 2883–2894.
DING Xinpин, LI Fengming, FU Tianguang, et al. Law of overburden movement and slope stability control methods in end-side dumping sites[J]. Journal of China Coal Society, 2021, 46(9): 2883–2894.
- [7] 李玉婷, 曹银贵, 王舒菲, 等. 黄土露天矿区排土场重构土壤典型物理性质空间差异分析[J]. 生态环境学报, 2020, 29(3): 615–623.
LI Yuting, CAO Yingui, WANG Shufei, et al. Analysis of spatial variations in typical physical properties of reconstructed soil in loess open-pit mine dump sites[J]. Journal of Ecology and Environment, 2020, 29(3): 615–623.
- [8] 吴杨, 夏冬, 梁冰, 等. 基于岩体质量评价与分区的露天矿岩质边坡生态重建技术[J]. 煤炭学报, 2019, 44(7): 2133–2142.
WU Yang, XIA Dong, LIANG Bing, et al. Ecological reconstruction technology of rock slopes in open-pit mines based on rock mass quality evaluation and zoning[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(7): 2133–2142.
- [9] 李树志, 郭孝理, 李学良, 等. 我国东部草原区露天矿排土场仿自然地貌土地整形方法[J]. 煤炭学报, 2019, 44(12): 3636–3643.
LI Shuzhi, GUO Xiaoli, LI Xueliang, et al. Methods of land reclamations with simulated natural landforms for open-pit mine dump sites in eastern grassland areas of China[J]. Journal of China Coal Society, 2019, 44(12): 3636–3643.
- [10] 杨天鸿, 王赫, 董鑫, 等. 露天矿边坡稳定性智能评价研究现状、存在问题及对策[J]. 煤炭学报, 2020, 45(6): 2277–2295.
YANG Tianhong, WANG He, DONG Xin, et al. Current status, problems, and strategies in intelligent evaluation of stability of open-pit mine slopes[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 2277–2295.
- [11] 赵艳玲, 刘慧芳, 王鑫, 等. 基于无人机影像的复垦排土场地形因子与土壤物理性质的关系研究[J]. 中国煤炭, 2018, 44(9): 117–122.
ZHAO Yanling, LIU Huifang, WANG Xin, et al. Study on the relationship between topographic factors and soil physical properties of reclaimed dump sites based on UAV imagery[J]. China Coal, 2018, 44(9): 117–122.
- [12] REN He, ZHAO Yanling, XIAO Wu, et al. A review of UAV monitoring in mining areas: current status and future perspectives[J]. International Journal of Coal Science & Technology, 2019, 6: 320–333.
- [13] 贺凯. 无人机载雷达在露天矿边坡位移监测中的应用[J]. 煤矿安全, 2018, 49(3): 118–120, 124.
HE Kai. Application of UAV-mounted radar in displacement monitoring of open-pit mine slopes[J]. Coal Mine Safety, 2018, 49(3): 118–120, 124.
- [14] 隋涛, 肖武, 王党朝, 等. 基于无人机摄影测量的露天矿排土场三维模型构建[J]. 金属矿山, 2018(5): 135–142.
SUI Tao, XIAO Wu, WANG Dangchao, et al. Construction of 3D models for open-pit mine dump Sites based on UAV photogrammetry[J]. Metal Mine, 2018(5): 135–142.

- [15] 周帅,施富强,马松,等.三维点云基础上排土场垮塌影响范围研究[J].中国安全生产科学技术,2015,11(6): 31–37.
ZHOU Shuai, SHI Fuqiang, MA Song, et al. Study on the collapse impact range of dump sites based on 3D point clouds[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2015, 11(6): 31–37.
- [16] 马新江,刘如飞,蔡永宁,等.一种基于路缘特征的点云道路边界提取方法[J].遥感信息,2019,34(2): 80–85.
MA Xinjiang, LIU Rufei, CAI Yongning, et al. A road boundary extraction method from point clouds based on curb features[J]. Remote Sensing Information, 2019, 34(2): 80–85.
- [17] 蒋陈纯,刘科,舒敏.点云边界快速精确提取算法[J].光电子·激光,2020,31(5): 531–538.
JIANG Chenchun, LIU Ke, SHU Min. Rapid and precise extraction algorithm for point cloud boundaries[J]. Optoelectronics · Laser, 2020, 31(5): 531–538.
- [18] 刘章,曾伟,郑确,等.雷达技术在露天矿边坡稳定性监测中的应用[J].露天采矿技术,2013(4): 45–47.
LIU Zhang, ZENG Wei, ZHENG Que, et al. Application of radar technology in monitoring the stability of open-pit mine slopes[J]. Open-Pit Mining Technology, 2013(4): 45–47.
- [19] 阮顺领,李少博,顾清华,等.基于双向特征融合的露天矿区道路障碍检测[J].煤炭学报,2023,48(3): 1425–1438.
RUAN Shunling, LI Shaobo, GU Qinghua, et al. Road obstacle detection in open-pit mining areas based on bidirectional feature fusion[J]. Journal of China Coal Society, 2023, 48(3): 1425–1438.
- [20] ZHANG Yihuan, WANG Jun, WANG Xiaonian, et al. 3D LiDAR-based intersection recognition and road boundary detection method for unmanned ground vehicle[C]// 2015 IEEE 18th International Conference on Intelligent Transportation Systems, IEEE. 2015: 499–504.
- [21] HAN J, KIM D, LEE M, et al. Road boundary detection and tracking for structured and unstructured roads using a 2D LiDAR sensor[J]. International Journal of Automotive Technology, 2014, 15(4): 611–623.
- [22] 王飞跃.平行系统方法与复杂系统的管理和控制[J].控制与决策,2004(5): 485–489, 514.
WANG Feiyue. Parallel system methods for management and control of complex systems[J]. Control and Decision, 2004(5): 485–489, 514.
- [23] WANG Feiyue. Parallel driving of metavehicles in metaverse: A short story for a long history[J]. IEEE Transactions on Intelligent Vehicles, March, 2022, 7(1): 1–5.
- [24] 李轩,王飞跃.面向智能驾驶的平行视觉感知:基本概念、框架与应用[J].中国图象图形学报,2021,26(1): 67–81.
LI Xuan, WANG Feiyue. Parallel visual perception for intelligent driving: basic concepts, framework and applications[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(1): 67–81.
- [25] 孟祥冰,王蓉,张梅,等.平行感知:ACP理论在视觉SLAM技术中的应用[J].指挥与控制学报,2017,3(4): 350–358.
MENG Xiangbing, WANG Rong, ZHANG Mei, et al. Parallel perception: application of ACP theory in visual SLAM technology[J]. Journal of Command and Control, 2017, 3(4): 350–358.
- [26] 王银桥.面向高维数据比较的联合t分布随机邻近嵌入方法[D].济南:山东大学,2022.
WANG Yinqiao. Joint t-distributed stochastic neighbor embedding method for high-dimensional data comparison[D]. Jinan: Shandong University, 2022.