

# 基于注意力机制与生成对抗网络的 煤矿巷道数字建模优化方法

薛旭升<sup>1,2</sup>, 覃一晗<sup>1,2</sup>, 杨星云<sup>1,2</sup>, 岳佳宁<sup>1,2</sup>, 郭逸风<sup>1,2</sup>, 毛清华<sup>1,2</sup>, 王川伟<sup>1,2</sup>, 张旭辉<sup>1,2</sup>

(1. 西安科技大学 机械工程学院, 陕西 西安 710054; 2. 西安科技大学 陕西省矿山机电装备智能检测与控制重点实验室, 陕西 西安 710054)

**摘要:** 煤矿井下巷道空间环境精准建模是掘进、巡检等煤矿移动机器人感知环境, 自主定位、导航与控制关键技术的重要保障, 也是煤矿智能化建设的重点研发方向。目前, 煤矿井下空间环境精准建模面临特征感知难、建模信息不全、模型构建精度低等难题。本文基于毫米波雷达的煤矿巷道建模存在部分点云缺失, 局部重构精度不足等问题, 提出了一种基于注意力机制与生成对抗网络的煤矿巷道数字建模优化方法。构建了“全局+局部”的双判别器改进生成对抗网络模型, 优化了生成网络学习数据分布和细节, 为解决点云重建精度不足问题提供精确数据。为改善点云空间几何特征提取能力, 提出了引入空间域注意力机制的判别器改进方法, 精确提取巷道空间建模所需的点云几何和结构特征。研究结果表明: 优化后重建巷道整体宽度的平均绝对误差为 2.02 cm, 相对优化前提升 28%, 最大误差为 7.40 cm, 相对优化前提升 14%; 巷道整体高度的平均绝对误差为 1.52 cm, 相对优化前提升 23%, 最大误差为 4.10 cm, 相对优化前提升 13%。提出的优化方法有效改善了毫米波雷达在复杂煤矿巷道环境下建模精度难题, 对基于高精度煤矿井下巷道空间环境的煤矿机器人智能、安全、高效开采具有重要价值。

**关键词:** 煤矿机器人; 毫米波雷达检测; 注意力机制; 生成对抗网络; 巷道数字建模

**中图分类号:** TD 263 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-1964(2025)02-0304-12

## Digital modeling optimization method of coal mine roadway based on attention mechanism and generative adversarial network

XUE Xusheng<sup>1,2</sup>, QIN Yihan<sup>1,2</sup>, YANG Xingyun<sup>1,2</sup>, YUE Jianing<sup>1,2</sup>, GUO Yifeng<sup>1,2</sup>,  
MAO Qinghua<sup>1,2</sup>, WANG Chuanwei<sup>1,2</sup>, ZHANG Xuhui<sup>1,2</sup>

(1. College of Mechanical and Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an, Shaanxi 710054, China;  
2. Shaanxi Key Laboratory of Mine Electromechanical Equipment Intelligent Detection and Control,  
Xi'an University of Science and Technology, Xi'an, Shaanxi 710054, China)

**Abstract:** Accurate modeling of underground roadway space environment in coal mine is an important guarantee for the perception environment, autonomous positioning, navigation and control key technologies of coal mine mobile robots such as tunneling and inspection, and is al-

收稿日期: 2024-11-06 修回日期: 2025-02-26 DOI: 10.13247/j.cnki.jcumt.20240515

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(52374161, 52174150); 陕西省教育厅服务地方专项-产业化培育项目(23JC048); 陕西省“两链”融合企业(院所)项目-子课题(2023-LL-QY-03)

通信作者: 覃一晗(2001—), 男, 陕西省汉中市人, 硕士研究生, 从事机械电子工程方面的研究。

E-mail: qyh1484083485@163.com Tel: 18891620520

引用格式: 薛旭升, 覃一晗, 杨星云, 等. 基于注意力机制与生成对抗网络的煤矿巷道数字建模优化方法[J]. 中国矿业大学学报, 2025, 54(2): 304-315.

XUE Xusheng, QIN Yihan, YANG Xingyun, et al. Digital modeling optimization method of coal mine roadway based on attention mechanism and generative adversarial network[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2025, 54(2): 304-315.

so the key research and development direction of coal mine intelligent construction. At present, the accurate modeling of underground space environment in coal mines is faced with the problems of difficult feature perception, incomplete modeling information and low accuracy of model construction. In this paper, the modeling of coal mine roadway based on millimeter wave radar has some problems such as lack of point cloud and insufficient local reconstruction accuracy. A digital modeling optimization method of coal mine roadway based on attention mechanism and generative adversarial network was proposed. A "global + local" dual discriminator was constructed to improve the generative adversarial network model, optimize the distribution and details of the generated network learning data, and provide accurate data for solving the problem of insufficient point cloud reconstruction accuracy. In order to improve the ability of point cloud spatial geometric feature extraction, an improved discriminator method with spatial domain attention mechanism was proposed to accurately extract the point cloud geometry and structural features required for roadway spatial modeling. The test results show that the average absolute error of the overall width of the reconstructed roadway after optimization is 2.02 cm, which is 28% higher than that before optimization, and the maximum error is 7.40 cm, which is 14% higher than that before optimization. The average absolute error of the overall height of the roadway is 1.52 cm, which is 23% higher than that before optimization, and the maximum error is 4.10 cm, which is 13% higher than that before optimization. The proposed optimization method effectively improves the modeling accuracy of millimeter wave radar in complex coal mine roadway environment, which is of great value for intelligent, safe and efficient mining of coal mine robots based on high-precision coal mine roadway space environment.

**Key words:** coal mine robots; millimeter wave radar detection; attention mechanism; generative adversarial networks; roadway digital modeling

我国煤矿智能化建设进程发展迅速,文献[1]率先提出了煤矿智能化是煤炭工业高质量发展核心技术支撑的科学思想,煤炭产业数字化和智能化是一场广泛而深刻的系统性变革,将彻底改变煤炭传统业态<sup>[2]</sup>.精准地质信息探测是智慧煤矿建设中的重点<sup>[3]</sup>,煤矿机器人技术在煤矿智能开采场景中,对煤矿生产场景的精准建模,成为机器人自主定位、导航与控制的重要保障.2024年4月,国家能源局印发的《关于进一步加快煤矿智能化建设促进煤炭高质量发展的通知》也指出要重点突破高精度地质探测、煤岩识别等难题.因此,高效精准获取煤矿巷道信息以及巷道环境的精确建模是解决煤矿智能化关键问题的重要前提<sup>[4]</sup>.目前,激光雷达和视觉等在煤矿井下粉尘水雾等恶劣环境下仍难以实现建模<sup>[5]</sup>.毫米波雷达具有较强的鲁棒性<sup>[6]</sup>、较好的穿透能力<sup>[7]</sup>,适用于煤矿井下复杂环境及昏暗的照明条件下的巷道建模.然而煤矿移动机器人上毫米波雷达的煤矿巷道数字建模过程当中存在精度不足等问题,影响了煤矿智能开采水平.因此如何提高煤矿巷道重建精

度是当下采煤、掘进、巡检等煤矿移动机器人高效精准作业的难题<sup>[8]</sup>.

目前,基于毫米波雷达的煤矿巷道数字建模由于点云密度不足<sup>[9]</sup>,存在部分点云缺失以及精度低、分布均匀度不足等问题<sup>[10]</sup>,严重影响到了煤矿巷道的重构精度,需进一步改善毫米波点云稠密度与均匀度<sup>[11]</sup>,对模型缺失部分进行补全处理,才能有效提高毫米波点云巷道重构精度<sup>[12]</sup>.

针对毫米波雷达获取点云信息缺失问题,文献[13]提出了车载毫米波雷达多目标探测与定位构图,改善了单个雷达探测范围不足的问题.文献[14]提出了一种多毫米波雷达坐标标定算法,有效地滤除多径效应产生的虚假轨迹,提高设备移动轨迹的精度.文献[15]提出了一种基于坝基直线特征的毫米波雷达联合标定的优化方法,计算出雷达间的相对位姿参数,通过遗传算法对相对位姿参数进行进一步的全局优化.文献[16]提出了一种毫米波雷达点迹凝聚方法,采用多部位多点测量,质心算法获得目标凝聚后的点迹,实现目标数据关联与跟踪.文献[17]改进了一种基于

Transformer 的 4D 毫米波雷达点云补全算法,但上述方法仍旧存在环境适应性不足<sup>[18]</sup>、计算复杂度高<sup>[19]</sup>等问题.在点云稠密化与均匀度优化问题上,文献[20]基于 Point Net<sup>[21]</sup>的点云生成模型,采用以整个模型点云数据作为输入进行云上采样处理,Pu-Net<sup>[22]</sup>借鉴 Point Net++<sup>[23]</sup>的不同尺度特征提取,提出特征融合与基于子像素卷积层的卷积结构进行特征扩充,重建目标棱角存在不平滑等问题.文献[24]提出了基于生成对抗网络的上采样模型 PU-GAN,但是在孔洞处容易产生噪声,容易出现过度拟合现象.文献[25]提出了一种轻量级空间配准方法,显著提高点云成像的密度.文献[26]提出了一种融合自注意力机制的卷积长短期记忆网络模型.文献[27]提出了一种运动多目标邻近点云优化聚类算法,但其大多为针对激光点云的优化方法,几乎没有应用于煤矿井下复杂环境的毫米波雷达点云巷道建模优化算法.

综上所述,毫米波雷达点云缺失和不均匀问题仍旧是煤矿巷道建模需要解决的重要问题<sup>[28]</sup>,为实现基于毫米波雷达的煤矿巷道数字建模,本文研究基于注意力机制与生成对抗网络的煤矿巷道数字建模优化方法,提出在生成对抗网络中引

入注意力机制,有效提取点云的几何和结构特征,为煤矿巷道的毫米波雷达点云数据补全稠密化提供的重要基础;建立了双判别器改进生成对抗网络模型,有效补全巷道建模的毫米波雷达点云数据缺失部分,改善了巷道点云建模均匀度和精度等.对实现基于高精度巷道空间信息的煤矿移动机器人精确定位与智能导航等智能化开采具有重要意义与研究价值.

### 1 煤矿巷道数字建模优化方法

针对毫米波雷达点云不均匀<sup>[29]</sup>、重构模型不完整等问题<sup>[30]</sup>,提出研究基于注意力机制与生成对抗网络的煤矿巷道数字建模优化方法.

首先,提出引入空间域注意力机制的生成对抗网络模型改进方法,能够更加有效地捕捉巷道点云的关键点和局部特征,并将其映射到稠密的网格或体素表示;其次,提出双判别器改进生成对抗网络模型,能有效提高生成器生成点云质量,两者相结合对巷道点云缺失部分完成补全,优化巷道重构误差,提高煤矿巷道重构精度;最后,通过对比试验验证煤矿巷道数字建模优化精度.基于毫米波雷达阵列的煤矿巷道数字建模优化方法如图 1 所示.

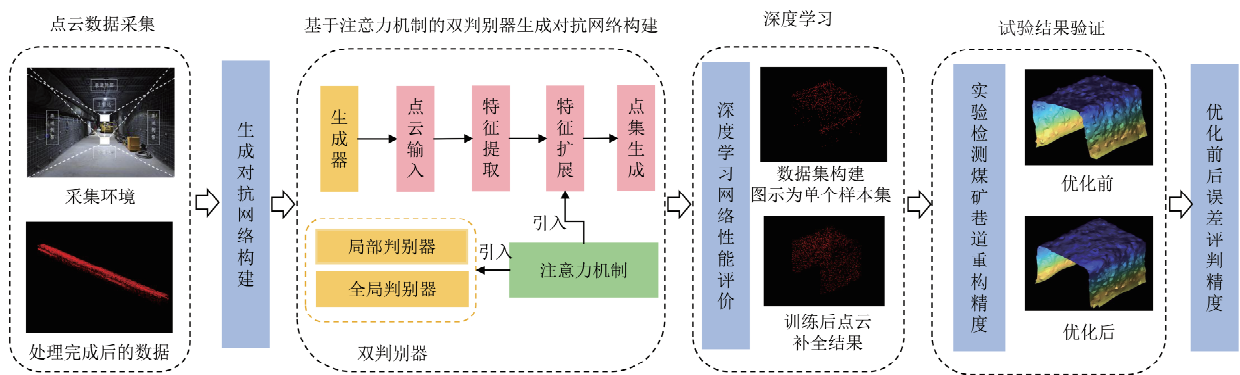


图 1 基于毫米波雷达阵列的煤矿巷道数字建模优化方法

Fig. 1 Digital modeling optimization method of coal mine roadway based on millimeter wave radar array

#### 1.1 生成对抗网络模型改进方法

为了更好地提取煤矿巷道点云的空间几何特征,提出在生成对抗网络中引入空间域注意力机制,有效关注巷道点云的空间分布和位置关系,以提取重建所需的几何和结构特征,主要有关键点提取与局部特征提取.通过计算点的权重,可以将注意力集中在具有重要几何特征或结构信息的点上,提取出构成物体或场景的关键点;捕捉巷道点云中的局部特征,通过关注与每个点相邻的点的权重,可以提取出局部区域的几何形状等特征,为

后续巷道点云重建提供基础.改进方法如图 2 所示.

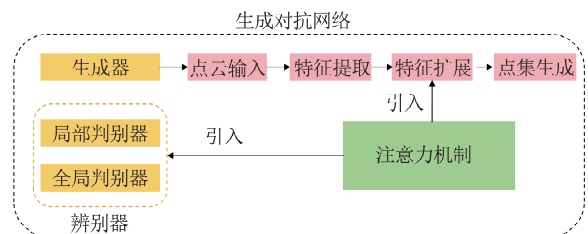


图 2 引入注意力机制的生成对抗网络模型

Fig. 2 The generative adversarial network model with attention mechanism is introduced

### 1.2 双判别器改进生成对抗网络模型

为提高生成巷道点云质量,提出在生成对抗网络中采用双判别器结构,双判别器结构包括一个局部判别器和一个全局判别器.局部判别器选择局部区域或子集作为输入,巷道点云的一部分或者通过采样获得的局部点云样本,处理局部信息的网络结构,全局判别器负责整体的巷道点云生成质量判别,确保生成的巷道点云整体上与真实数据一致,获取更全面的判别信息,关注整体形状和空间结构.局部判别器则关注巷道点云的局部细节和形态,有助于生成具有细微结构和局部形状的巷道点云,使生成网络更加准确地学习和生成细节丰富的巷道点云,有效提高生成巷道点云的质量.双判别器生成对抗网络结构如图 3 所示.

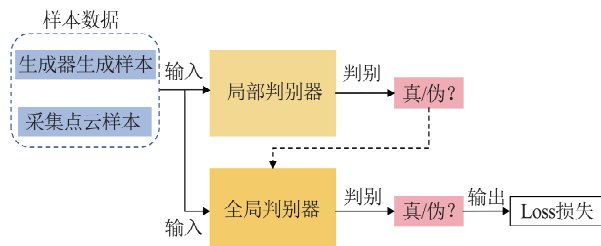


图 3 双判别器生成对抗网络结构  
Fig. 3 Double discriminator generative adversarial network structure

通过最小二乘损失与 CD 损失和标准化均匀系数的大小来检验生成器和判别器的能力,利用生成器所生成的巷道点云对已经经过降噪、配准和拼接后的煤矿巷道毫米波巷道点云进行均匀化和缺失补全,提高巷道建模精度.通过对比优化前后巷道建模精度误差,来检验煤矿巷道数字建模重建精度.

### 2 改进生成对抗网络模型构建

生成对抗网络模型由单生成器、双判别器构成.其中生成器是该网络结构的核心组件,它负责学习真实数据的分布,并生成逼真的合成数据.将原有的单判别器改进为双判别器模式,包括一个局部判别器和一个全局判别器,获得更全面的判别信息,能关注到整体形状和空间结构,使生成网络更加准确地学习和生成细节丰富的巷道点云,有效提高所生成巷道点云的质量.在生成对抗网络中引入空间注意力机制,强化对点云的特征提取能力,并通过损失函数检验生成器和判别器能力.

生成器主要包括点云输入、特征提取、特征扩展与点集生成四部分,生成器网络结构如图 4 所示.生成器的主要功能是通过不断优化,最终能够生成与真实数据难以区分的高质量合成数据.

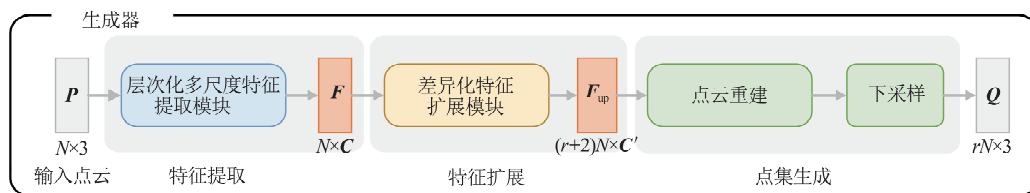


图 4 生成器网络结构  
Fig. 4 Generator network structure

#### 2.1 点云输入

由于单帧毫米波巷道点云稀少,且特征不明显,采用  $N \times 3$  多帧点云叠加输入,将多帧点云叠加拼接,增加输入点云数量,增强点云特征,突出构建巷道模型特征,优化巷道空间特征的提取.

#### 2.2 特征提取

从输入巷道点云中提取特征,其主要考虑点云的三维坐标,为了充分学习局部与全局的特征关系,采用双模式层次化特征学习加差异化特征聚合的学习策略.双模式层次化特征学习,将多帧数据进行最远点采样与体素下采样双模式逐级分层,在不同的层次中进行插值依次捕获不同的特征,局部特征更加明显,增加特征数量,为差异化特征聚合提高样本数量.差异化特征聚合,利用相

邻点的中点插值算法对不同模式不同层次依次进行插值处理,插值后的点云进行特征拼接来实现特征聚合,让网络学习到每个层次的重要特征,实现更好的上采样结果.巷道点云层次化多尺度特征提取模型如图 5 所示.

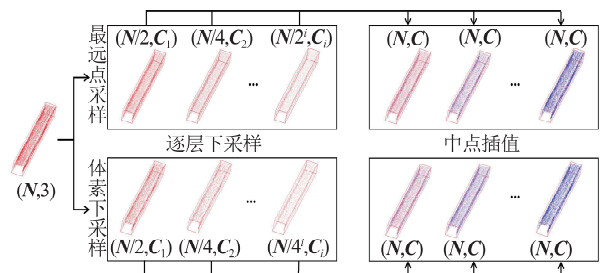


图 5 巷道点云层次化多尺度特征提取模型  
Fig. 5 Hierarchical multi-scale feature extraction model of roadway point cloud

### 2.3 特征扩展

对特征  $\mathbf{F} (N \times C)$  进行特征扩展, 产生特征  $\mathbf{F}_{U_p}$  实现巷道点云上采样. 构建差异化特征扩展单元来扩展点特征. 对点特征  $\mathbf{F}_1, \mathbf{F}_2$  分别进行特征上采样 (MLPs 之后) 生成  $\mathbf{F}'_1, \mathbf{F}'_2$ ; 利用 2 个上采样结果得到特征差值  $\Delta (N \times C)$ ; 最后对  $\mathbf{F}'_1, \mathbf{F}'_2$  与  $\Delta$  进行特征扩展模块扩展为到  $\mathbf{F}'_{1U_p}, \mathbf{F}'_{2U_p}$  与  $\Delta U_p (rN \times C')$ , 三者相加得到特征  $\mathbf{F}_{U_p}$ , 处理流程如图 6 所示. 这样不仅可以对全局点云进行特征扩展, 而且差异化特征的扩展会突出局部点云特征.

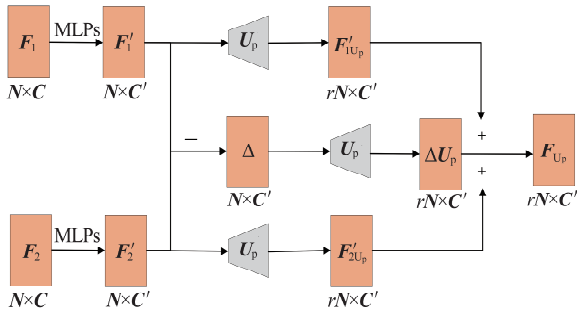


图 6 特征扩展模块

Fig. 6 Feature extension module

为了对巷道点云特征进行特征上采样, 提高差异特征信息的重要性, 获取全面的整体巷道点云特征. 在对输入的特征信息 ( $N$  个特征向量和  $C'$  个通道) 进行  $r$  倍复制得到特征, 结合 FoldingNet 算法中的 2D 网格机制, 为每个特征信息图本生成唯一的 2D 向量, 并将该向量追加到同一特征图副本中的每个点特征向量上; 使用点云密度空间注意力单元和一组 MLPs 来产生输出的上采样特征, 上采样特征扩展结构如图 7 所示.

真实场景中三维巷道点云的密度信息可以准确地反映物体的空间分布情况. 由于毫米波雷达原始点云稀疏且不均匀, 应充分考虑毫米波巷道点云密度与空间分布情况. 因此, 针对毫米波巷道点云特征提出点云密度空间注意力模块, 如图 8 所示. 通过点云核密度估计 (KDE) 计算点云密度系

$$I(\mathbf{W}, \mathbf{F})_{xyz} = \iiint_{(\delta_x, \delta_y, \delta_z) \in G} \mathbf{W}(\delta_x, \delta_y, \delta_z) \mathbf{F}(x + \delta_x, y + \delta_y, z + \delta_z) d\delta_x d\delta_y d\delta_z, \quad (1)$$

式中:  $(x, y, z)$  为三维参考点的坐标;  $(\delta_x, \delta_y, \delta_z)$  为邻域  $G$  中的三维点的相对坐标;  $\mathbf{F}(x, y, z)$  为参考点位置特征函数;  $\mathbf{W}(\delta_x, \delta_y, \delta_z)$  为其上的卷积权重. 同时考虑到三维点云数据来自于一个不均匀

$$I(\mathbf{S}, \mathbf{W}, \mathbf{F})_{xyz} = \sum_{(\delta_x, \delta_y, \delta_z) \in G} \mathbf{S}(\delta_x, \delta_y, \delta_z) \mathbf{W}(\delta_x, \delta_y, \delta_z) \mathbf{F}(x + \delta_x, y + \delta_y, z + \delta_z), \quad (2)$$

式中  $\mathbf{S}(\delta_x, \delta_y, \delta_z)$  是一个反向密度表示, 点密度

数, 结合点云的空间位置特征, 对密度与位置信息进行编码, 最后得到局部点云的密度空间特征, 从而充分学习毫米波点云的空间与密度信息, 利用二者的特征关联, 关注潜在的局部点云特征.

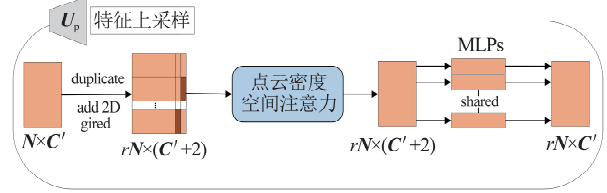


图 7 上采样特征扩展

Fig. 7 Upsampling feature expansion

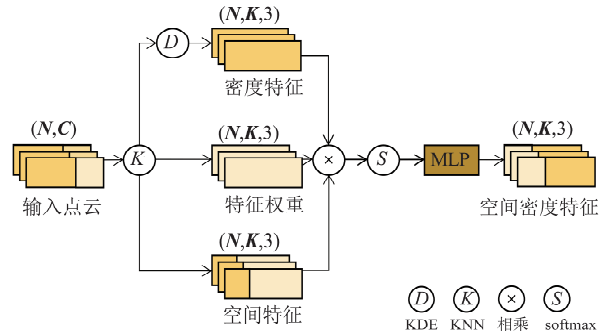


图 8 点云密度空间注意力模块

Fig. 8 Point cloud density spatial attention module

利用自适应  $k$  最近邻算法 (KNN) 对输入点云中的每个点  $x_i$  进行处理, 得到以  $x_i$  为中心点的所有邻域点  $x_j$ , 其中  $j = 1, 2, \dots, K$ . 计算点云密度, 对于给定的点云核密度估计, 计算每个点周围的邻域内点的数量或密度值. 在三维空间中, 卷积操作的输出是对输入信号的局部加权求和, 可以将卷积权重看作是关于三维参考点的一个函数, 它的值随着空间位置的变化而变化. 卷积操作需要根据点云的空间位置和局部密度进行加权处理, 点云数据在空间中的分布通常不均匀, 因此卷积算子的权重会随参考点周围邻域的密度变化而调整. 故可以把连续卷积算子的权重看作关于一个三维参考点的局部坐标的连续函数. 如式 (1) 所示:

采样的毫米波雷达传感器, 为了补偿雷达采样不均匀且稀疏, 使用逆密度对学到的权重进行加权, 如式 (2) 所示:

越大, 值越小, 点的权重越小. 点密度越大, 取点对

整体影响不大. 如果点密度较小, 只有 1~2 个点, 取点的权重更大一些, 可能会导致信息缺失. 输入是点云相对坐标、点特征. 最后对逆密度权重进行非线性变换得到密度特征, 将点云密度特征、特征权重和相对空间位置特征进行矩阵相乘, 得到三者统一的点云特征信息, 最后利用激活函数 Softmax 和多层感知机 MLP 进行归一化与权重更新处理, 获取到区分度更大的点云空间密度特征集合, 从而提高稀疏点云的权重.

## 2.4 点集生成

大小为  $rN \times C'$  的扩展特征中重建出输出点的三维坐标, 需要将  $C'$  为点云特征转换为点云的三维坐标信息. 通过对每个点云的特征进行全连接层, 最后输出为上采样后的点云坐标  $rN \times 3$ .

## 3 引入空间注意力机制的双判别器改进模型

判别器的主要功能是将输入样本分类为真实样本或生成样本, 即判断输入样本的真实性. 它通过不断训练来提高对生成样本的识别能力, 从而

促使生成器生成更逼真的巷道点云数据. 为了改善特征学习, 添加了空间域注意力机制, 与基本的 MLPs 相比, 该空间域注意力单元可以增强特征集成度, 提高特征提取能力. 最后应用 MLP 和最大池化来获取点云模型的全局特征, 并通过一组全连接层进一步回归判别器的置信度值. 如果判别器的置信度值接近于 1, 则判别器预测输入点云数据可能来自置信度高的目标分布, 否则点云数据来自于生成器, 判别器结构图如图 9 所示.

为了更好地提取点云的空间几何特征, 引入空间域注意力机制, 空间注意力模块结构如图 10 所示. 引入空间注意力模块后可以更为有效地关注巷道点云的空间分布和位置关系, 以提取重建所需的几何和结构特征, 主要有点云关键点提取与局部特征提取. 通过计算点的权重, 可以将注意力集中在具有重要几何特征或结构信息的点上, 提取出构成物体或场景的关键点; 捕捉巷道点云中的局部特征, 通过关注与每个点相邻的点的权重, 可以提取出局部区域的几何形状等特征, 为后续煤矿巷道点云重建提供基础.

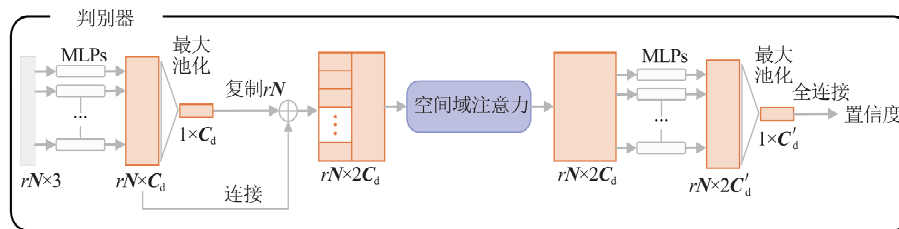


图 9 判别器结构

Fig. 9 Structure diagram of the discriminator

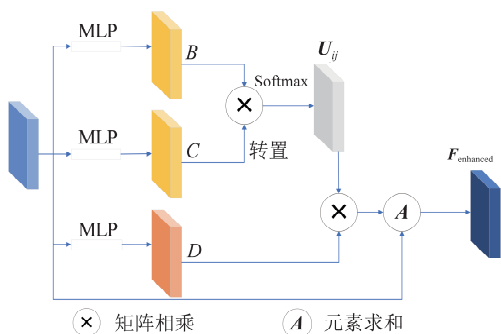


图 10 空间注意力模块示意

Fig. 10 Schematic diagram of spatial attention module

对于所采集巷道点云特征  $A$ , 分别使用 2 个独立的卷积操作生成点云特征  $B$  和  $C$ , 再进行矩阵相乘, 得到空间注意力权重矩阵  $U_{ij}$ , 并应用 Softmax 得到归一化的空间注意力权重矩阵  $R_{ij}$ , 如式 (3) 所示:

$$R_{ij} = \frac{\exp(U_{ij})}{\sum_{i=1}^N \exp(U_{ij})}, \quad (3)$$

$$U_{ij} = B_i \cdot C_j^T,$$

式中:  $U_{ij}$  为第  $i$  个特征和第  $j$  个特征之间的关系;  $N$  为向量的长度;  $R_{ij}$  为归一化后的空间注意力权重, 表示第  $i$  个特征对所有  $j$  个特征的相对重要性.

此外, 对巷道点云特征  $A$  通过卷积得到新的点云特征向量  $D$ , 然后对注意力权重  $U_{ij}$  和点云特征  $D$  应用矩阵相乘操作. 最后与试验调整所得标度参数  $\alpha$  相乘, 并且与输入点云特征  $A$  进行求和操作, 计算得到增强的输出特征  $F_{\text{enhanced}}$ , 如式 (4) 所示:

$$F_{\text{enhanced}} = \alpha \sum_{j=1}^N (U_{ij} D_j) + A_i. \quad (4)$$

## 4 深度学习网络训练模型及性能评价

利用生成对抗网络 (GAN), 通过 2 个神经网络 (生成器和判别器) 的对抗性训练, 学习数据分

布并生成新的、类似于训练数据的样本,以真实巷道点云数据为训练样本,训练并生成新的巷道点云数据对煤矿巷道三维建模缺失部分及不均匀部分进行补全。

在三维点云深度学习网络的训练过程中,损失函数是衡量生成的点云与目标点云之间的差异的重要指标,选择合适的损失函数驱动网络优化、引导网络学习和满足任务需求,从而提高网络的

$$L_{D_l} = \frac{1}{2} [(D_l(x_i) - 1)^2 + (D_l(G(z_i)))^2], \quad (6)$$

$$L_{D_g} = \frac{1}{2} [D_g(D_l(x_i), x_i) - 1]^2 + \lambda(1 - D_g(G(z_i)), G(z_i))^2], \quad (7)$$

式中: $G(z)$ 为生成器生成的巷道点云集合; $D_g(G(z))$ 为全局判别器判断生成器生成的巷道点云集合的置信值; $x_i$ 为真实的局部巷道点云集合; $G(z_i)$ 为生成器生成的局部巷道点云集合; $D_l(x_i)$ 为局部判别器判断真实的局部巷道点云集合的置信值; $D_l(G(z_i))$ 为局部判别器判断生成的局部巷道点云集合的置信值。 $D_l(x_i)$ 为真实整体巷道点云集合经过局部判别器得到的置信值; $D_l(G(z_i))$ 为生成的整体巷道点云集合经过局部判别器得到的置信值; $D_g(D_l(x_i), x_i)$ 为全局判别器判断真实整体巷道点云集为真实样本的置信值; $D_g(D_l(G(z_i)), G(z_i))$ 为全局判别器判断生成整体巷道点云集为真实样本的置信值; $\lambda$ 用于平衡两项损失。

点云生成对抗网络的目的是将输入分辨率较低的巷道点云集合增强为分辨率更高的稠密点云

$$d_{CD}(S_1, S_2) = \frac{1}{|S_1|} \sum_{x \in S_1} \min_{y \in S_2} \|x - y\|_2^2 + \frac{1}{|S_2|} \sum_{x \in S_2} \min_{y \in S_1} \|x - y\|_2^2, \quad (8)$$

式中: $S_1$ 为生成点云; $S_2$ 为真实点云。

标准化均匀系数被用于衡量对物体表面生成点云的均匀性。给定点云  $P$ , 在物体表面上随机放置  $D$  个大小相等的圆盘, 通过计算得到圆盘内部点数的标准差。随后, 标准化每个物体的密度并计算所有物体的点云的整体一致性。设定  $p$  值是点云  $P$  上的圆盘面积百分比,  $p$  的归一化均匀系数如式(9)、(10)所示:

$$NUC = \sqrt{\frac{1}{K * D} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^D \left( \frac{n_i^k}{N^k * p} - \text{avg} \right)^2}, \quad (9)$$

$$\text{avg} = \frac{1}{K * D} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^D \frac{n_i^k}{N^k * p}, \quad (10)$$

式中: $n_i^k$ 为第  $k$  个物体的第  $i$  个圆盘内的点数; $N_k$ 为第  $k$  个物体的点的总数; $K$ 为物体的总数; $p$ 为圆盘面积占总物体表面积的百分比。标准化均匀

性能和训练效果。

#### 4.1 损失函数

为了确保模型训练的稳定性与准确性,选择使用最小二乘损失作为点云生成网络的损失函数,点云生成器和局部、全局判别器的损失函数如式(5)、(6)和(7)所示。

$$L_G = \frac{1}{2} [D_g(G(z)) - 1]^2, \quad (5)$$

$$L_{D_l} = \frac{1}{2} [(D_l(x_i) - 1)^2 + (D_l(G(z_i)))^2], \quad (6)$$

$$L_{D_g} = \frac{1}{2} [D_g(D_l(x_i), x_i) - 1]^2 + \lambda(1 - D_g(G(z_i)), G(z_i))^2], \quad (7)$$

集合输出,仅使用生成器和判别器的损失函数很难使网络向特定的点云生成稠密化的目标进行训练和收敛。因此,需要使用合适的评价指标来计算预测点云集合与真实输入点云之间的平均距离,提高生成巷道点云的均匀性。

#### 4.2 评价指标

点云生成网络损失函数是输出的生成点云和真实点云之间差距的度量。由于采集到的毫米波点云是不规则的,损失函数需要满足点云置换不变性。选择倒角距离(Chamfer Distance, CD)损失和标准化均匀系数作为点云生成网络损失的评价指标。CD损失衡量的是点云缺失部分的真实值与预测值之间的差异,标准化均匀系数(NUC)是通过标准化点云平均密度来使预测点云更均匀。CD损失计算生成点云和真实点云之间的平均最近点距离如式(8)所示:

$$d_{CD}(S_1, S_2) = \frac{1}{|S_1|} \sum_{x \in S_1} \min_{y \in S_2} \|x - y\|_2^2 + \frac{1}{|S_2|} \sum_{x \in S_2} \min_{y \in S_1} \|x - y\|_2^2, \quad (8)$$

系数越小,则点云的分布越均匀。

### 5 网络模型训练与结果分析

#### 5.1 煤矿巷道点云数据集构建

煤矿巷道点云数据集可为深度学习网络的训练提供准确、有效的监督信息,为保证网络训练结果可靠性,需对点云样本集进行预处理。一般的预处理主要是对三维点云进行滤波降噪、配准和融合增强。通过毫米波雷达阵列方式进行数据采集。毫米波雷达数据采集分布如图 11 所示,上下雷达高度差  $L$ , 上毫米波雷达扫描巷道顶部,下毫米波雷达扫描巷道侧帮。利用不同雷达扫描区域交接处的点云数据关系,对不同毫米波雷达的采集数据进行拼接,实现多点云数据融合得到有效的巷道点云数据作为深度学习的样本。基于现阶段毫

米波雷达未作防爆处理,故通过在煤矿主体实验室模拟煤矿巷道中进行数据采集与实验验证。

通过对煤矿巷道所采集到的毫米波雷达点云数据,进行旋转、平移、缩放等操作来扩充点云数据,结合三维模拟巷道点云数据,形成超过12万个巷道点云的数据集,为采集点云的6倍。根据所建立数据集大小,将滑动窗口选择1024个点云数据,滑动步长为100个点云数据,共得1330个样本数据。巷道点云数据如图12所示。



图11 毫米波雷达阵列数据采集方式  
Fig. 11 Millimeter-wave radar array data acquisition method

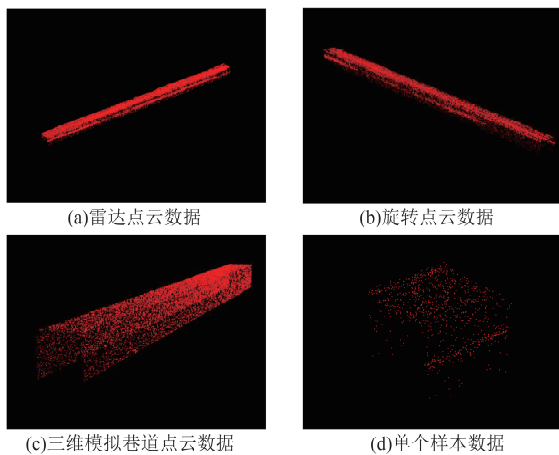


图12 巷道点云数据生成类型  
Fig. 12 Roadway point cloud data generation type

将数据集中的样本随机分配到训练集和验证集。设置比例80%的样本作为训练集,剩余的20%作为测试集。单次训练选择不少于16个样本,训练迭代次数设置为200。

## 5.2 煤矿巷道数字建模训练与评价

由式(9)、(10)得知,可选择不同 $p$ 值下标准化均匀系数,通过计算对应的NUC系数,来对优化结果进行评价。为了验证方法效果,采用定性与定量比较试验。定性试验中单样本优化点云效果如图13所示,单样本优化表面效果如图14a、14b

所示。在单样本优化前后效果对比中,优化前巷道点云存在局部点云稀疏问题,优化后的单样本点云展现出更好的点云分布均匀性;在单样本优化表面效果对比图中发现经过学习优化处理后巷道重建表面更为平整,重建精度有了明显的提升。

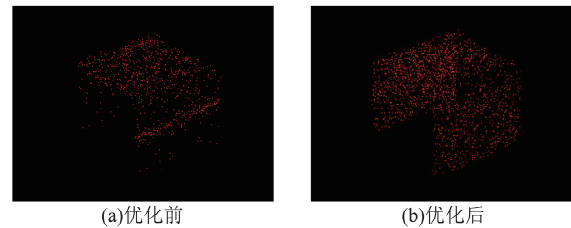


图13 单样本优化点云效果对比  
Fig. 13 Single sample optimization point cloud effect comparison diagram

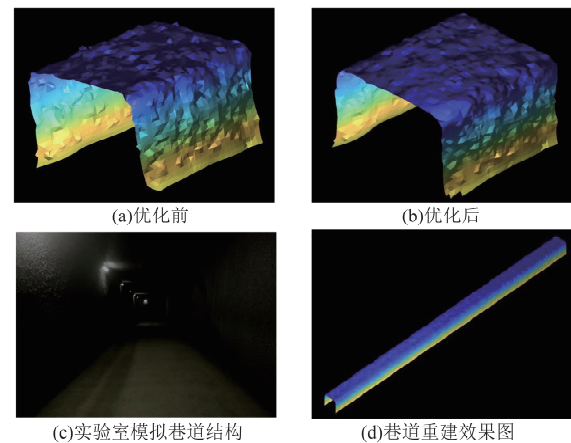


图14 巷道建模效果图及建模前后局部对比  
Fig. 14 Roadway modeling effect diagram and local comparison diagram before and after modeling

损失函数如图15所示,图15a代表生成器loss曲线,生成器在训练初期loss值较高,表示生成器生成的点云样本与真实样本差距较大。随着训练的进行逐渐下降,说明生成器学会生成更加逼真的点云样本。在训练后期趋于稳定,表示生成器已经学习到了较好的点云生成能力。

图15b为局部判别器loss曲线,局部判别器训练初期loss值较低,表明局部判别器很难区分真实和生成的局部点云块。随着训练的进行逐渐上升,说明局部判别器更好地识别局部点云块的真伪。在训练后期再次下降并稳定,表示局部判别器具有高质量的局部点云识别能力。

图15c为全局判别器loss曲线,全局判别器训练初期loss值较低,表示全局判别器难以区分真实和生成的整体点云。随着训练的进行逐渐上升,说明全局判别器学会了更好地识别整体点云的真伪。在训练后期再次下降并稳定,表示全局判别器具有高质量的整体点云识别能力。

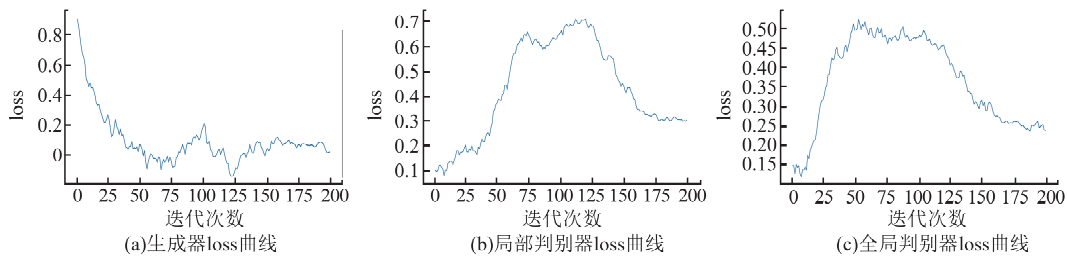


图 15 损失函数

Fig. 15 Loss function

本文方法定量评价指标结果如表 1 所示. 当 NUC 值较低时, 表明点云分布的均匀性较差; 而 NUC 值较高时, 则表示点云在表面上的分布较为均匀. 从表中数据来看, NUC 值整体呈现波动, 但基本上随着  $p$  值的增加, NUC 有逐渐增加的趋势, 尤其是在  $p=1.0\%$  和  $p=1.2\%$  时, 均匀性明显提高. 这表明, 在物体表面随机放置较大面积的圆盘时, 点云分布逐渐变得更加均匀. 由表 1 可知, 该方法可行, 满足煤矿巷道重构精度要求. CD 损失值较小, 表示生成点云与实际点云之间的总体差异性较小, 由此证明该方法可行, 满足煤矿巷道重构精度要求.

表 1 评价结果

Table 1 Evaluating indicator

上采 样率	不同 $p$ 值下的 NUC( $10^{-3}$ )					CD/ $10^{-3}$
	0.4%	0.6%	0.8%	1.0%	1.2%	
2	3.13	3.56	3.38	3.78	3.91	4.15

### 5.3 煤矿巷道点云数据建模优化结果

巷道点云优化前效果如图 16a 所示, 可见巷道点云存在局部点云稀疏问题, 经过算法优化处理得到如图 16b 所示效果图, 基于前期研究的毫米波煤矿阵列的煤矿巷道重建算法来看, 点云图得到了有效的稠密与补全. 图 16c 优化前巷道表面重

建效果图与图 16d 优化后巷道表面重建效果图对比可见, 经过点云密度插值处理后巷道重建表面更为平整.

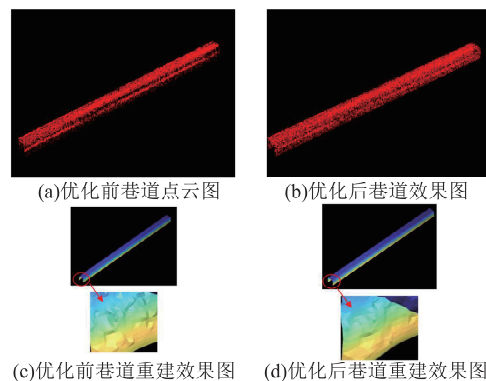


图 16 巷道点云数据建模优化试验效果

Fig. 16 Experimental effect diagram of roadway point cloud data modeling optimization

实验室模拟巷道宽度为 3.15 m, 高度为 2.60 m. 考虑到毫米波雷达阵列采集的系统误差, 通过数据处理计算巷道的宽度与高度信息作为测量误差的指标是相对合理的. 截取固定长度的巷道数据, 在该范围内求取宽度与高度的平均值与实际的巷道尺寸比较巷道点云优化前平均误差如图 17 所示, 巷道平均误差分析数据如表 2 所示.

表 2 巷道误差分析(部分)

Table 2 Roadway error analysis(part)

组号	测量值/m		绝对误差/m		误差百分比/%		组号	测量值/m		绝对误差/m		误差百分比/%	
	宽度	高度	宽度	高度	宽度	高度		宽度	高度	宽度	高度	宽度	高度
1	3.129	2.568	0.021	0.032	0.676	1.215	11	3.118	2.575	0.032	0.025	1.006	0.973
2	3.136	2.560	0.014	0.040	0.448	1.554	12	3.133	2.581	0.017	0.019	0.527	0.719
3	3.138	2.560	0.012	0.040	0.397	1.554	13	3.136	2.585	0.014	0.015	0.444	0.588
4	3.078	2.553	0.072	0.047	2.302	1.823	14	3.163	2.593	0.013	0.007	0.422	0.273
5	3.084	2.569	0.066	0.031	2.108	1.185	15	3.138	2.575	0.012	0.025	0.394	0.973
6	3.082	2.574	0.068	0.026	2.165	0.985	16	3.165	2.593	0.015	0.007	0.486	0.281
7	3.099	2.564	0.051	0.036	1.616	1.369	17	3.166	2.588	0.016	0.012	0.505	0.465
8	3.116	2.565	0.034	0.036	1.083	1.365	18	3.163	2.602	0.013	0.002	0.397	0.065
9	3.162	2.567	0.012	0.033	0.371	1.273	19	3.153	2.603	0.003	0.003	0.083	0.119
10	3.113	2.572	0.037	0.028	1.171	1.069	20	3.123	2.592	0.027	0.008	0.844	0.323

巷道整体宽度的平均绝对误差为 2.58 cm、平均绝对误差百分比为 0.82%，最大误差为 8.60 cm，最大误差百分比为 2.73%；巷道整体高度的平均绝对误差为 1.87 cm、平均绝对误差百分比为 0.72%，最大误差为 4.70 cm，最大误差百分比为 1.81%。

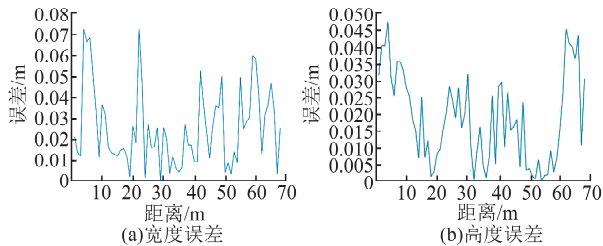


图 17 整体误差结果  
Fig. 17 Overall error result

巷道点云优化后平均误差如图 18 所示，巷道整体宽度的平均绝对误差为 2.02 cm，相对优化前提升 28%，最大误差为 7.40 cm，相对优化前提升 14%；巷道整体高度的平均绝对误差为 1.52 cm，相对优化前提升 23%，最大误差为 4.10 cm，相对优化前提升 13%。

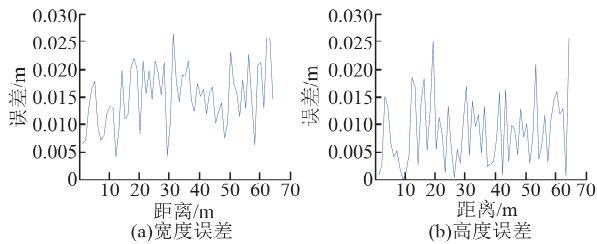


图 18 优化后误差结果  
Fig. 18 The optimized error result

## 6 结论

1)提出的引入空间注意力机制的生成对抗网络模型改进方法，能够更精确地提取点云几何特征结构，经过巷道点云效果对比、误差分析与试验验证巷道的点云稠密度与表面重建效果。巷道整体宽度的平均绝对误差为 2.02 cm，相对优化前提升 28%，最大误差为 7.40 cm，相对优化前提升 14%；巷道整体高度的平均绝对误差为 1.52 cm，相对优化前提升 23%，最大误差为 4.10 cm，相对优化前提升 13%。验证了该方法的可行性，为巷道数字化建模提供了可靠的信息支撑。

2)构建的双判别器改进生成对抗网络模型有效地提高了生成器生成点云质量与点云重建精度，解决了毫米波雷达阵列点云空间不均匀、重构模型不完整问题，为数字巷道的构建，点云重建精度不足问题提供精确数据。

3)研究基于毫米波雷达点云的煤矿巷道数字建模优化方法，精确重建巷道的地质构造和形态，帮助作业人员、作业设备在复杂的巷道环境中进行精确定位和导航，为煤矿井下移动机器人，煤矿井下固定设备的自主导航与智能控制提供重要环境依据，对煤矿智能化开采具有重要研究意义与应用价值。

## 参考文献：

- [1] 王国法,杜毅博,陈晓晶,等.从煤矿机械化到自动化和智能化的发展与创新实践:纪念《工矿自动化》创刊 50 周年 [J]. 工矿自动化,2023,49(6):1-18.  
WANG Guofa, DU Yibo, CHEN Xiaojing, et al. Development and innovative practice from coal mine mechanization to automation and intelligence: Commemorating the 50th anniversary of the founding of Journal of Mine Automation [J]. Journal of Mine Automation, 2023, 49(6): 1-18.
- [2] 王国法,任怀伟,马宏伟,等.煤矿智能化基础理论体系研究 [J]. 智能矿山,2023,4(2):2-8.  
WANG Guofa, REN Huaiwei, MA Hongwei, et al. Research on the basic theory system of coal mine intelligence [J]. Intelligent Mine, 2023, 4(2): 2-8.
- [3] 黄军朋,张紫昭.基于机器学习的高寒山区矿山地质灾害易发性研究 [J]. 中国矿业大学学报,2024,53(5):960-976.  
HUANG Junpeng, ZHANG Zizhao. Study on the mining geological hazard susceptibility assessment in alpine areas using machine learning models [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2024, 53(5): 960-976.
- [4] 袁亮,马衍坤,黄勤豪,等.煤岩动力灾害模型试验灾变地层模拟材料研制现状与展望 [J]. 中国矿业大学学报,2024,53(5):827-856.  
YUAN Liang, MA Yankun, HUANG Qin hao, et al. Development status and prospects of simulation materials for catastrophic prone strata in the physical model experiments on coal and rock dynamic disasters [J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2024, 53(5): 827-856.
- [5] 马宏伟,姚阳,薛旭升,等.基于多传感器组合的钻锚机器人机身定位方法研究 [J]. 煤炭科学技术,2021,49(1):278-285.  
MA Hongwei, YAO Yang, XUE Xusheng, et al. Research on body positioning method of drill-anchor robot based on multi-sensor combination [J]. Coal Science and Technology, 2021, 49(1): 278-285.
- [6] 韩星.基于毫米波雷达的汽车主动防撞预警目标

- 识别 [D]. 长春: 吉林大学, 2022.
- HAN Xing. Study on target recognition for vehicle active anti-collision warning system based on MWR [D]. Changchun: Jilin University, 2022.
- [7] 郑欣悦. 基于视觉/激光雷达融合的车载目标检测与相对定位方法研究 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2022.
- ZHENG Xinyue. Research on vehicle-mounted object detection and relative positioning method based on vision/lidar fusion [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2022.
- [8] LI H, MAO C, LI H, et al. Cloud characteristics in south china using ka-band millimeter cloud radar datasets [J]. *Atmosphere*, 2024, 15(4): 486
- [9] 陈先中, 刘荣杰, 张 森, 等. 煤矿地下毫米波雷达点云成像与环境地图导航研究进展 [J]. *煤炭学报*, 2020, 45(6): 2182-2192.
- CHEN Xianzhong, LIU Rongjie, ZHANG Sen, et al. Development of millimeter wave radar imaging and SLAM in underground coal mine environment [J]. *Journal of China Coal Society*, 2020, 45(6): 2182-2192.
- [10] 田伟琴, 田 原, 索艳春, 等. 煤矿巷道三维扫描技术现状与探索 [J]. *矿山机械*, 2022, 50(12): 48-51.
- TIAN Weiqin, TIAN Yuan, SUO Yanchun, et al. Current status and exploration of three-dimensional scanning technology for colliery roadway [J]. *Mining Machinery*, 2022, 50(12): 48-51.
- [11] FOESSEL-BUNTING A, BARES J, WHITTAKER W. Three-dimensional map building with MMW radar [C]// 3rd International Conference on Field and Service Robotics, 2001.
- [12] MARCK J W, MOHAMOUD A A, HOUWEN E H V D. Indoor radar SLAM A radar application for vision and GPS denied environments [J]. *Euma*, 2013, 1552(1): 471-474.
- [13] 徐 旺. 车载毫米波雷达多目标探测与定位构图 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2019.
- XU Wang. Multi-target detection, location, and mapping based on millimeter-wave radar [D]. Harbin: Harbin University of Technology, 2019.
- [14] 陈文亮, 王 俊, 袁常顺. 多毫米波雷达坐标标定方法 [C] // 第十三届全国 DSP 应用技术学术会议论文集, 2021: 28-31.
- CHEN Wenliang, WANG Jun, YUAN Changshun. The algorithm of coordinate calibration for multiple millimeter wave radars system [C] // Proceedings of the 13th National DSP Application Technology Conference, 2021: 28-31.
- [15] 王立成, 孔德明, 沈 阅, 等. 堆取料机防碰检测系统多毫米波雷达标定方法研究 [J]. *燕山大学学报*, 2022, 46(3): 246-256.
- WANG Licheng, KONG Deming, SHEN Yue, et al. Research on calibration method of multi-millimeter-wave radar for anti-collision detection system of stacking and retrieving machine [J]. *Journal of Yan-shan University*, 2022, 46(3): 246-256.
- [16] 赖欣欣. 毫米波交通雷达多目标跟踪算法研究与应用 [D]. 厦门: 厦门大学, 2018.
- LAI Xinxin. Research and applications of multi-target tracking algorithm for millimeter-wave traffic radar [D]. Xiamen: Xiamen University, 2018.
- [17] 潘泓杨. 4D 毫米波雷达点云数据处理方法研究 [D]. 南京: 南京理工大学, 2023.
- PAN Hongyang. Research on 4D millimeter wave radar point cloud data processing method [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2023.
- [18] FRITSCHE P, WAGNER B. Comparison of two radar-based scanning-techniques for the use in robotic mapping [C]// 2015 12th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics (ICINCO), 2015.
- [19] 姜龙飞, 李宝余, 赵晓卡. 基于激光点云的巷道三维重建关键技术研究 [J]. *价值工程*, 2020, 39(16): 207-210.
- JIANG Longfei, LI Baoyu, ZHAO Xiaoka. Research on key technology of roadway 3d reconstruction based on laser point cloud [J]. *Value Engineering*, 2020, 39(16): 207-210.
- [20] ZHANG W, JIANG H, YANG Z, et al. Data-driven upsampling of point clouds [J]. *Computer-aided Design*, 2019, 112: 1-13.
- [21] QI C R, SU H, MO K, et al. Pointnet; Deep learning on point sets for 3d classification and segmentation [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017.
- [22] YU L, LI X, FU C W, et al. Pu-net; Point cloud upsampling network [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018.
- [23] QI C R, LI Y, HAO S, et al. Pointnet++; Deep hierarchical feature learning on point sets in a metric space [C]// Advances In Neural Information Processing Systems, 2017.
- [24] LI R, LI X, FU C W, et al. PU-GAN; A point cloud upsampling adversarial network [C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Com-

- puter Vision, 2019.
- [25] 吴洪序,袁新芳,陈平. 4D毫米波雷达稀疏点云下的连续帧隐空间法线估计 [J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2024, 15(2): 276-284.
- WU Yangxu, YUAN Xinfang, CHEN Ping. Consecutive-frame latent space normal estimation under sparse point clouds for 4D millimeter-wave radar [J]. Journal of Measurement Science and Instrumentation, 2024, 15(2): 276-284.
- [26] 张春杰,陈奇,赵佳琦. 基于注意力机制 CNN-LSTM的毫米波雷达点云特征数据预测生成 [J/OL]. 电讯技术, 2024, 64(11): 1718-1725.
- ZHANG Chunjie, CHEN Qi, ZHAO Jiaqi. Enhancement of mmwave radar point cloud feature data based on self-attention mechanism CNN-LSTM [J/OL]. Telecom Technology, 2024, 64(11): 1718-1725.
- [27] 苏永利,陈平. 基于毫米波雷达的运动目标点云聚类 and 扩展算法 [J]. 测试技术学报, 2024, 38(2): 170-178.
- SU Yongli, CHEN Ping. Cluster and expansion algorithm for moving object point cloud based on millimeter-wave radar [J]. Journal of Testing Technology, 2024, 38(2): 170-178.
- [28] 杨健健,王超,张强,等. 井工巷道环境建模与掘进障碍检测方法研究 [J]. 煤炭科学技术, 2020, 48(11), 12-18.
- YANG Jianjian, WANG Chao, ZHANG Qiang, et al. Research on environmental modeling and excavation obstacle detection method of mine roadway [J]. Coal Science and Technology, 2020, 48(11), 12-18.
- [29] 付忠敏. 基于激光扫描的井下点云数据采集与预处理系统研究 [D]. 武汉: 华中科技大学, 2017.
- FU Zhongmin. Research on underground point cloud data acquisition and preprocessing system based on laser scanning [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2017.
- [30] DI K C, PENG M. Wide baseline mapping for mars rovers [J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2011, 77(6): 609-618.

(责任编辑 全 腾)