

文章编号: 1671-251X(2025)02-0121-10

DOI: 10.13272/j.issn.1671-251x.2024090057

金属矿井实时风流参数智能感知方法及应用

张其龙¹, 周炳², 王国强³, 唐文轩¹, 王千姿⁴, 刘欣¹

(1. 中国计量大学 能源环境与安全工程学院, 浙江 杭州 310018;

2. 江西铜业股份有限公司 永平铜矿, 江西 上饶 334505;

3. 新疆喀拉通克矿业有限责任公司, 新疆 富蕴 836106;

4. 杭州佳合矿业技术有限公司, 浙江 杭州 311200)

摘要: 矿井全局风流参数实时获取是金属矿井通风系统智能调控的技术关键, 目前基于 AI 算法的风流参数预测方法受数据依赖、计算成本及不同工况适应性的限制, 针对该问题, 提出了一种适用于金属矿井的全局风流参数智能感知方法。首先, 利用风速测量装置实时监测巷道内的平均风速, 合理布置监测点, 搭建风流参数监测系统, 以获取风量、风压等关键通风参数。其次, 结合通风系统的实际情况及立体示意图, 建立三维仿真系统, 并通过现场实测的风流数据对其进行优化, 模拟不同通风机运行工况和自然风压状态下的矿井风流流动参数。然后, 基于仿真数据, 构建了 AI 算法模型的训练与测试数据集。最后, 利用风流参数监测系统采集的风流信息作为 AI 算法模型的输入, 实现对矿井全域风流分布的实时感知。利用通风网络解算数据对风流参数智能感知模型进行性能评估, 结果表明: ① 该模型的决定系数 R^2 为 0.998, 均方根误差为 0.215 9, 平均绝对误差为 0.085, 平均绝对百分比误差为 1.89%。② 该模型的预测值与实际观测值之间的吻合度较高, 验证了多层感知机 (MLP) 在风流参数预测方面具备出色性能。③ 该模型在面对不同数据集时能够维持其预测精度, 表现出良好的泛化能力。④ 智能通风系统感知数据的平均误差控制在 5% 以内, 井下风流参数感知值与现场实测值基本一致。

关键词: 金属矿山; 矿井通风; 风流参数智能感知; 多层感知器; MLP; 通风网络解算

中图分类号: TD724

文献标志码: A

Intelligent perception method for real-time airflow parameters in metal mines and its application

ZHANG Qilong¹, ZHOU Bing², WANG Guoqiang³, TANG Wenxuan¹, WANG Qianzi⁴, LIU Xin¹

(1. College of Energy Environment and Safety Engineering, China Jiliang University, Hangzhou 310018, China;

2. Yongping Copper Mine, Jiangxi Copper Co., Ltd., Shangrao 334505, China; 3. Xinjiang Kalatongke Mining Co.,

Ltd., Fuyun 836106, China; 4. Hangzhou Jiahe Mining Technology Co., Ltd., Hangzhou 311200, China)

Abstract: Real-time acquisition of global airflow parameters is a key technology for the intelligent control of the ventilation system in metal mines. Currently, AI-based prediction methods for airflow parameters are limited by data dependency, computational costs, and adaptability to different operating conditions. To address this issue, an intelligent perception method for global airflow parameters suitable for metal mines was proposed. First, a wind speed measurement device was used to monitor the average airflow velocity in the roadways in real-time. Monitoring points were strategically arranged, and an airflow parameter monitoring system was established to obtain key ventilation parameters such as air volume and air pressure. Then, based on the actual conditions of the ventilation system and a three-dimensional schematic diagram, a three-dimensional simulation system was

收稿日期: 2024-09-15; 修回日期: 2025-02-05; 责任编辑: 王晖, 郑海霞。

基金项目: 浙江省应急管理研发攻关科技项目(2024YJ004)。

作者简介: 张其龙(2000—), 男, 山东泰安人, 硕士研究生, 主要研究方向为矿井通风, E-mail: p22060857045@cjlu.edu.cn。通信作者: 刘欣(1991—), 女, 江西都昌人, 讲师, 硕士, 主要研究方向为工业通风及防尘技术, E-mail: 19a0601016@cjlu.edu.cn。

引用格式: 张其龙, 周炳, 王国强, 等. 金属矿井实时风流参数智能感知方法及应用[J]. 工矿自动化, 2025, 51(2): 121-130.

ZHANG Qilong, ZHOU Bing, WANG Guoqiang, et al. Intelligent perception method for real-time airflow parameters in metal mines and its application[J]. Journal of Mine Automation, 2025, 51(2): 121-130.



扫码移动阅读

developed and optimized using actual measured airflow data. The system simulated the airflow parameters of the mine under different fan operating conditions and natural wind pressure states. Next, based on the simulation data, a training and testing dataset for the AI algorithm model was constructed. Finally, the airflow information collected by the airflow parameter monitoring system was used as input for the AI algorithm model, enabling real-time perception of the global airflow distribution in the mine. Performance evaluation of the intelligent perception model was conducted using ventilation network calculation data. The results showed: ① the model's coefficient of determination (R^2) was 0.998, the root mean square error was 0.215 9, the mean absolute error was 0.085, and the mean absolute percentage error was 1.89%. ② The model's predicted values closely aligned with the actual observed values, verifying the excellent performance of the multilayer perceptron (MLP) in airflow parameter prediction. ③ The model maintained its prediction accuracy when faced with different datasets, demonstrating good generalization ability. ④ The average error of the intelligent ventilation system's perception data was controlled within 5%, and the perceived underground airflow parameters were in close agreement with the actual measured values.

Key words: metal mines; mine ventilation; intelligent airflow parameter perception; multilayer perceptron; MLP; ventilation network calculation

0 引言

矿井通风系统是保障矿井安全生产的基础,主要用于预防矿内有毒有害气体积聚、矿尘污染等问题。然而,因受矿井掘进、自然风压变化影响,矿井通风系统呈现动态特性,风流参数信息变化较大,难以确保矿井风流的有序流动。为调控矿井风流,需有效获取风流参数信息,传统方法采用人工定期测定或大量布置传感器的方式对风流参数进行实时测定。人工测量难以满足实时性和准确性的要求,且传感器布置和维护在复杂的矿井环境中也存在诸多限制,作业区域的风流参数难以有效获取^[1-2],实时准确地掌握矿井风流参数信息是矿井通风管理的难点及要点^[3-5]。

随着金属矿山井下环境复杂性和安全要求的提升,结合传感器网络^[6]和自动化控制技术^[7]的智能化监测系统得到了广泛发展,通过科学设计传感器位置,提高了风流数据的采集效率^[8-10]。文献^[11-13]研发了矿井安全智能监测监控系统、矿井通风三维仿真辅助决策系统、矿井智能通风与实时监测系统,用于矿井环境监测。然而,局部布设传感器难以覆盖矿井全局风流,而大规模布设则增加设备维护难度。利用有限数量传感器数据感知全局风流参数成为研究热点^[14]。近年来,人工智能(Artificial Intelligence, AI)在矿井通风系统管理中得到了广泛应用。文献^[15]构建了基于门控循环单元(Gated Recurrent Unit, GRU)的巷道平均风速测量模型,GRU神经网络具有强非线性建模能力,能够捕捉复杂巷道形态下的风速分布特征,提高预测精度,但深度神经网络训练需要较长时间,并对计算资源有一定要求。文献^[16]

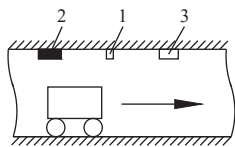
构建了遗传-神经网络风速预测优化模型,结合掘进工作面不同工况的环境参数,实现风速协同预测,结合遗传-神经网络模型和PID闭环调控,提高了风速预测精度和控制效率,但在应用过程中仍需考虑数据依赖性、计算成本和系统复杂性等因素。文献^[17]基于遗传算法(Genetic Algorithm, GA)和BP神经网络(GA-BP)构建了巷道平均风速单点测试模型,GA-BP在巷道平均风速预测中具有较高精度和计算效率,但仍需要确保数据质量和传感器布置的合理性,以进一步提升模型的稳定性和准确性。上述研究表明,AI算法在风流参数预测中具有良好的性能和应用价值。然而,相关方法仍受数据依赖、计算成本及不同工况适应性的限制。多层感知器(Multilayer Perceptron, MLP)具有结构简单、训练速度快、资源消耗较低等特点,在提升数据获取的时效性方面具有一定优势。因此,本文以某金属矿山为研究对象,基于深度学习中的MLP算法,构建风流参数智能感知模型,以实现井下各生产作业区域及主要巷道风流参数的精准预测。首先,利用风速测量装置实时监测巷道内的平均风速,合理布置监测点,搭建风流参数监测系统,以获取风量、风压等关键通风参数。其次,结合通风系统的实际情况及立体示意图,建立三维仿真系统,并通过现场实测的风流数据对其进行优化,模拟不同通风机运行工况和自然风压状态下的矿井风流参数。然后,基于仿真数据,构建了AI算法模型的训练与测试数据集。最后,提出了一种基于有限数量传感器数据的矿井风流参数智能感知方法,可准确预测井下各生产作业区域及主要巷道的风流参数,从而实现风流的动态调控。

1 矿井风流监测与仿真系统

1.1 巷道风速及风流参数实时监测系统

1.1.1 巷道平均风速实时监测

巷道平均风速的单个测试是实现巷道风速实时监测的关键环节。为降低采矿作业、车辆通行对风速测量的干扰,采用矿井巷道平均风速单点测控装置^[18]实时监测巷道内平均风速。该装置主要由风速测定系统、物体运动监测系统及通风机控制系统组成,物体运动监测系统与风速测定系统相连,风速测定系统与巷道内的通风机控制系统相连,如图1所示。风速测定系统用于测量风速,物体运动监测系统则判定监测区域内是否有物体通过,两者相互连接,并与通风机控制系统联动。当物体运动监测系统确认监测区域内无人员、车辆或其他物体通过时,风速测定系统才会启动,对巷道风速进行准确测量。



1—风速测定系统; 2—物体运动监测系统; 3—通风机控制系统。

图1 矿井巷道平均风速单点测控装置结构

Fig. 1 Structure of single-point measurement and control device for average wind speed in mine roadways

风速测定系统由风速传感器和滑动杆等部件构成,如图2所示。风速传感器包括风速探头和信号处理器,通过连接杆固定在巷道顶面。风速探头采集的信号传输至信号处理器,信号处理器通过AD转换将模拟信号转换为数字信号,并计算出单点风速。随后,系统基于单点风速推算出巷道内的平均风速,从而有效监控巷道风流。

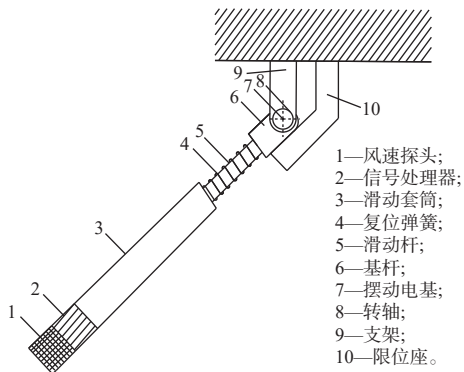


图2 风速测定系统

Fig. 2 Wind speed measurement system

1.1.2 风流参数监测系统

风流参数监测系统主要由传感器、信息传输系统和数据处理模型构成。在主要通风巷道和安装通

风机的巷道中布置风速、风压及风温传感器,实时监测巷道内平均风速、风压和风温等关键参数。采用数据处理模型分析采集到的风流参数及通风机工况数据,并通过信息传输系统传送至数据库,实现对通风状态的监控和管理。

1) 监测点选址方法。依据金属矿山相关规程进行风流参数监测点的选址: ① 风速传感器应设置在能准确计算风量的地点,监测点布置处巷道结构稳定,前后井巷尽量平直无转角,风流流动较稳定。② 井下总进风巷、各个生产中段和分段的进风巷道应设置风速传感器。风速传感器报警值应符合巷道风速的最低及最高限定值要求。③ 主要通风机应配备风压传感器,传感器的布置应符合《金属非金属地下矿山通风技术规范》(AQ 2013.3)中关于主要通风机风压测点布置的要求。④ 风速监测点应尽量布置在矿井通风系统中风流较敏感的巷道中。⑤ 在满足监测需求的情况下,用尽量少的监测点覆盖监测范围。

2) 监测内容。根据平均风速监测原理,结合监测点的选址方法,在巷道的适当位置布置传感器。监测内容主要包括主要通风机、辅助通风机参数(如风量、风压)及主要通风巷道的风流参数(如风速、温度、CO浓度)。

1.2 矿井通风三维仿真系统

矿井通风三维仿真系统^[19]集矿井通风系统立体图绘制、风网解算、结果数据标注一体化,可达到真实再现井下通风网络实际状态的应用效果。为尽可能真实地模拟现实工况,首先需建立三维仿真模型,该模型的建立需调查、收集详细的实际通风系统信息(井筒和巷道节点、风阻、属性,通风设备和构筑物,局部风阻和漏风情况,自然风压等),完成图形基本参数输入、通风网络图创建及仿真图的编辑绘制;然后通过风网解算模块解算矿井通风系统风流方向和风流分配等具体信息;最后对比验证模拟解算结果与现场调查测定数据,以确保三维仿真系统能够真实可靠模拟矿井通风系统的实际状况。

三维仿真系统不仅能够准确反映矿井实际运行状况,还集成了通风网络解算模型,实现不同通风条件下风流参数的模拟计算与分析。作为三维仿真系统的核心部分,风网解算模块主要实现风阻解算、基本关联矩阵解算、风网解算等功能,具体通风网络解算流程如图3所示。

首先,将原始数据输入通风网络,包括节点坐标与类型、分支的几何参数(长度、断面面积、摩擦因数)及固定风量等基础信息。其次,基于风量平衡

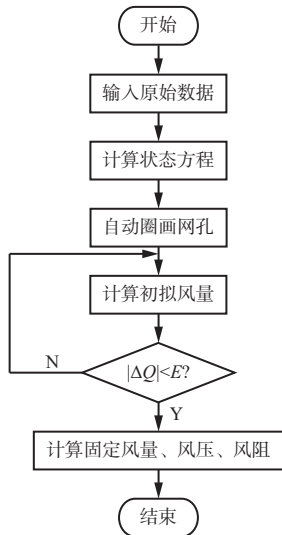


图 3 通风网络解算流程

Fig. 3 Ventilation network calculation process

(节点流入与流出相等)和风压平衡(回路内风压损失代数和为零)原理构建状态方程,并利用图论算法自动生成独立回路网孔,确保每个网孔包含唯一分支以覆盖全网。初拟风量分配时,优先设定固定风量分支的已知值,其余分支按经验或均匀原则赋初值,并校验节点风量平衡。然后,在迭代计算阶段采用 Hardy Cross 法逐网孔计算风压不平衡量 ΔQ ,若其绝对值小于收敛精度 E ,则按比例修正各分支风量,反复迭代直至所有回路满足收敛条件。最后,计算固定风量分支的实际风压损失及动态分支的风阻,输出全网风量、风压、风阻分布及收敛信息。

2 金属矿山全局风流参数智能感知方法

金属矿山全局风流参数智能感知方法的核心是基于深度学习技术构建 AI 算法模型,实现全局风流参数的实时智能感知。在构建金属矿山全局风流参数智能感知方法的过程中,首先,制定多组通风网络解算策略,系统化获取矿井风流数据。然后,对数据进行整理和划分,生成适用于模型训练和测试的样本集。在数据预处理阶段,按 8:2 的比例将数据划分为训练集和测试集,并进行标准化处理。最后,采用多项指标对风流参数智能感知模型性能进行评估,验证其准确性。

2.1 通风网络解算策略设计

金属矿山通风系统在实际生产过程中的运行状态受多个因素影响,特别是主要通风机运行工况(如转速、电动机数量)、自然风压的波动及主要通风机运行数量的变化等。因此,为了确保智能感知模型能够应对复杂多变的运行环境并提高其泛化能力,设计了多组通风网络解算方案,涵盖主要通风机不

同运行工况、不同自然风压及主要通风机和辅助通风机异常等状态下的风流流动特性。

1) 基于主要通风机的运行特性,设计 P 种通风工况方案。针对相同自然风压条件,分别设计恒定电动机转速、单台通风机电动机转速变化及所有主要通风机电动机转速变化等不同工况,确保工况设计的全面性和适应性。

2) 针对金属矿山所处区域的环境条件变化规律,采集不同季节的地表与井底温湿度、地表大气压等参数,利用三维仿真系统中的自然风压计算模块,计算各气候条件下的自然风压值。将计算得到的自然风压值与 A 种主要通风机运行工况组合,设计并完成 C 种通风网络的模拟解算方案。

3) 为增强风流参数智能感知模型的泛化能力,还需纳入主要通风机和辅助通风机异常工况下的通风系统运行方案。具体而言,在夏季和冬季的不同气候条件下,设计并模拟 M 种单主要通风机运行的异常通风系统方案。

通过借助三维仿真系统,全面模拟各类工况下的风流流动特性,从而为风流参数智能感知模型提供丰富、真实、全面的样本集。

2.2 样本数据划分

通过通风网络解算获取不同运行状态下第 i 个分支 e_i 的风流参数,主要包括风量 Q_i 、风阻 R_i 、风压 H_i 和自然风压 H_n 。基于这些通风参数,构建模型训练样本集合 $O = \{e_i, Q_i, R_i, H_i, H_n\}$ 。在感知模型的训练过程中,可以将多个风流参数特征(如分支 e_i 、风量 Q_i 等)作为输入数据,输出时只需将风量作为唯一要素进行风流感知。为确保模型的泛化能力和感知精度,按照 8:2 的比例将数据划分为训练集和测试集,进行风流感知试验。

2.3 样本数据预处理

为消除输入要素单位差异对感知模型的影响,对初始数据进行线性变换,将其映射到 $[0,1]$ 范围内,进行去量纲化。

$$t_{\text{norm}} = \frac{t - t_{\text{min}}}{t_{\text{max}} - t_{\text{min}}} \quad (1)$$

式中: t_{norm} 为归一化数据; t 为原始数据; t_{min} 为原始最小数据; t_{max} 为原始最大数据。

2.4 风流参数智能感知模型构建

2.4.1 风流参数智能感知原理

三维仿真系统和矿井通风网络 AI 算法模型是实现金属矿山全局风流参数智能感知的关键。首先,采用 MLP 算法构建矿井通风网络 AI 算法模型;然后,应用三维仿真系统模拟不同通风机运行工况、

不同自然风压状态下的矿井风流参数,建立AI算法模型的训练测试数据集;训练、测试和优化AI算法模型,以提升模型对各类工况的适用性。基于上述研究,本文提出了一种基于有限数量传感器数据的矿井风流参数智能感知方法,该方法依托风流参数监测系统采集传感器数据,利用AI算法模型对局部测点的风速、风压信息进行建模,从而实现矿井全域风流分布的实时推断,为智能控制系统提供精准的风流参数支持。

2.4.2 AI算法模型

神经网络最早的形式是单层感知器,用于处理简单的线性问题^[20-21]。MLP通过增加隐含层建立输入输出间的复杂非线性关系,如图4所示。MLP算法在分类^[22]和回归^[23]任务中具有出色的预测性能^[24-25],因此,利用该算法构建矿井通风网络AI算法模型,以实现井下各生产作业区域及主要巷道风流参数的智能感知。

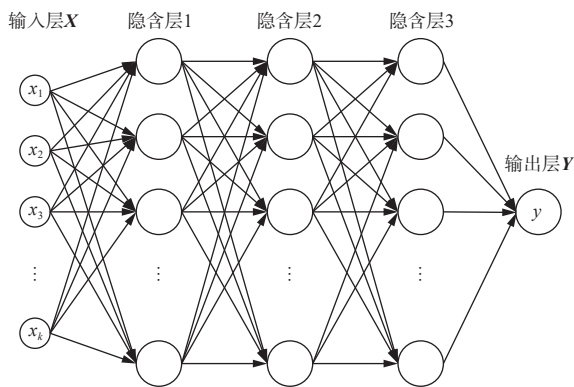


图4 MLP结构

Fig. 4 Multi-layer perceptron (MLP) structure

对于输入矩阵 $X \in \mathbf{R}^{N \times F}$, $\mathbf{R}^{N \times F}$ 为 $N \times F$ 维实数矩阵, N 为样本数量, F 为特征维度。输出向量为 $Y \in \mathbf{R}^{N \times 1}$, 第 j 层权重矩阵 $W^j \in \mathbf{R}^{U^{j-1} \times U^j}$, U^j 为第 j 层神经元数量。MLP通过建立输入值 X 与输出值 Y 间的非线性关系,来实现目标的预测功能^[26]。在MLP中,第 j 层第 i 个神经元的输出为

$$h_i^j = f^j \left(\sum_{k=1}^{U^{j-1}} x_k^{j-1} W_{ki}^j + b_i^j \right) \quad (2)$$

式中: $f^j(\cdot)$ 为第 j 层激活函数; x_k^{j-1} 为第 $j-1$ 层第 k 个神经元的输出值; W_{ki}^j 为从第 $j-1$ 层第 k 个神经元到第 j 层第 i 个神经元的权重; b_i^j 为第 j 层第 i 个神经元的偏置项。

在模型训练过程中,常用损失函数来衡量模型预测结果与实际观测值之间的差异。

$$L(W, b) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k)^2 + \lambda \sum_j \|W^j\|_2^2 \quad (3)$$

式中: $L(W, b)$ 为损失函数, W 为权重矩阵, b 为偏置项; y_k 为第 k 个样本的真实值; N 为样本总个数; \hat{y}_k 为模型的预测输出; λ 为正则化系数; $\|W^j\|_2^2$ 为第 j 层权重矩阵的欧几里得范数的平方。

2.4.3 全局风流参数获取

借助三维仿真系统建立通风系统三维仿真数据集,训练测试AI算法模型,风流参数监测系统测得的风流参数作为通风网络AI算法模型的实时输入值,通过智能感知获取井下各生产作业区域及主要巷道风流参数,实时监测数据与风流感知数据共同构成金属矿山的全局风流参数,实现对井下各主要进回风工作面及关键巷道的全面实时监测。这有助于实时掌握井下风流参数的动态变化,为动态智能调控策略的制定提供科学依据。全局风流参数的完整获取步骤如图5所示。

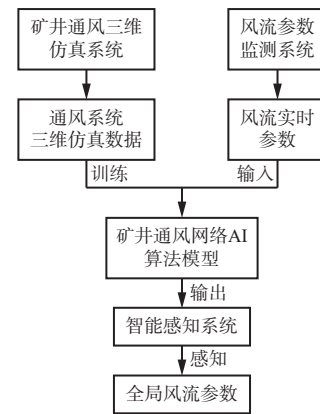


图5 全局风流参数获取步骤

Fig. 5 Global airflow parameters acquisition steps

2.5 模型性能评估

为评价感知模型预测性能,选取决定系数 R^2 、平均绝对误差、平均绝对百分比误差和均方根误差作为评价指标。 R^2 是评估风流参数智能感知模型拟合程度的重要指标,其值越接近1,表明模型的拟合效果越佳。平均绝对误差表示预测值与实际值之间的平均绝对误差,数值越小,表明感知模型的预测精度越高。平均绝对百分比误差用于衡量预测值与实际值之间的相对误差,平均绝对百分比误差较低表示模型的预测结果与实际值更为接近,误差较小。均方根误差反映了预测值与实际值之间的误差波动,均方根误差越小,说明感知模型总体预测精度越高。

3 案例应用

为验证所提方法的有效性,本研究以某金属矿山通风系统为研究对象,通过实际工程案例进行应用分析。

3.1 工程概况

某金属矿山采用两翼对角抽出式通风系统,新鲜风流由 II 号矿体北段的北进风管缆井、II 号矿体南段的南进风井、辅助斜坡道进入,经各中段石门巷道、辅助斜坡道联络道、中段运输巷道、中段穿脉巷道、人行通风井进入各采场,污风汇入到上中段回风巷道,再经安装在东回风井口的矿用对旋式轴流通风机和西回风井井口的矿用对旋式轴流通风机抽出至地表。与其他金属矿井类似,该作业矿井具有井

下机械化操作程度高、作业中段数量多、矿井通风系统结构复杂等特点。通风系统的日常运行调控主要依赖人工操作,难以实时监测全局风流参数,未能实时掌握矿井全局风流的流动情况及灾害辨识。

3.2 建立风流参数监测系统

对某金属矿山矿井通风网络(图 6)进行详细分析,并在主要作业区域的进回风巷道选取了 21 个风流参数监测点及 52 个风流参数感知点,其中, v 为通风网络具体分支的节点。

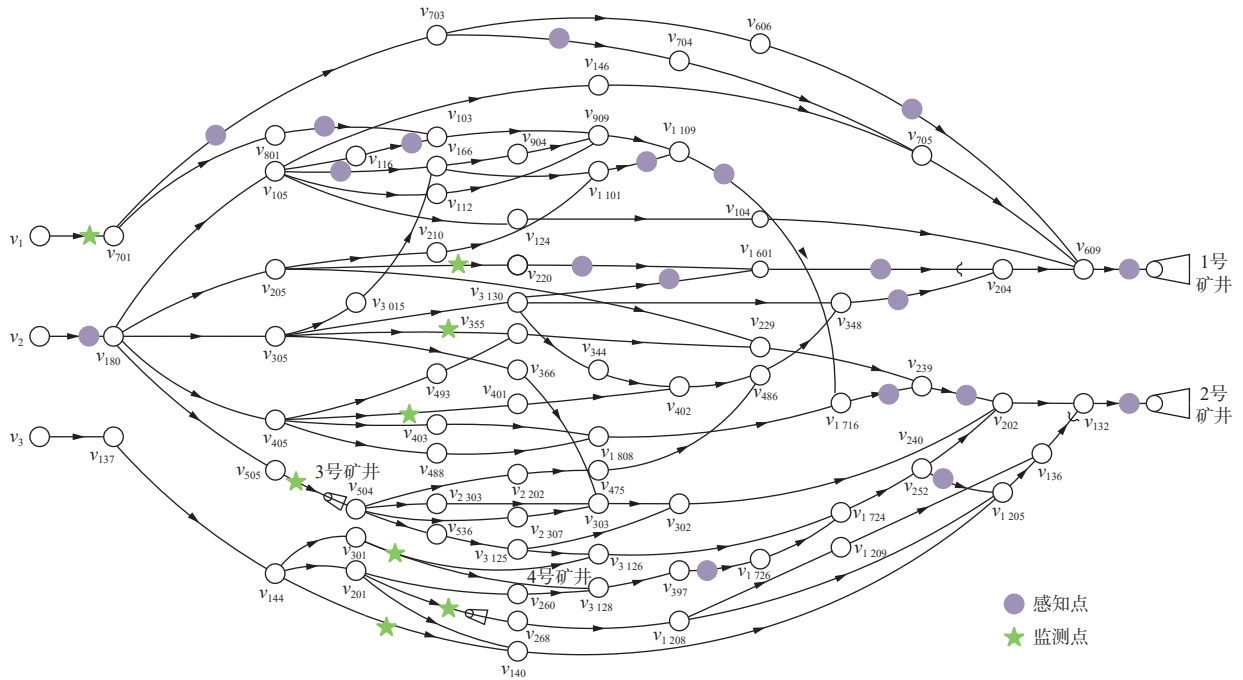


图 6 某金属矿山矿井通风网络

Fig. 6 Ventilation network of a metal mine

3.3 建立通风系统仿真数据集

以某金属矿山通风系统为工程背景,设计了 91 个主要通风机运行工况,包括主要通风机保持恒定电动机转速、单个通风机电动机转速变化及所有主要通风机电动机转速变化等方案。同时,结合矿山所在地的环境条件变化,采集了不同季节条件下地表与井底温湿度、地表大气压等参数,利用三维仿真系统中的自然风压计算模块计算各气候条件下的自然风压,并针对每个自然风压值设计了对应的 91 个主要通风机运行工况,共形成 819 个通风网络模拟解算方案。此外,为增强感知模型的泛化能力,还设计了 40 个异常工况下的通风系统模拟解算方案,分别针对夏季和冬季(地面温度为 33, -2℃)的单主要通风机运行工况。对上述方案进行网络参数解算,构建风流参数智能感知模型的训练测试数据集,其中一组方案的模拟试验样本参数见表 1。

表 1 通风网络参数解算示例

Table 1 Example of ventilation network parameters calculation

分支编号	$Q_v/(m^3 \cdot s^{-1})$	$R_f/(10^{-3} N \cdot s^2 \cdot m^{-8})$	H_f/Pa	H_n/Pa
e_1	43.28	6.334	-2.152 0	11.870 00
e_2	-17.28	1.067	-0.399 9	-0.318 70
e_3	-11.24	1.067	-0.399 9	-0.134 7
e_4	-4.363	1.067	-0.399 9	-0.020 31
e_5	171.8	6.153	-1.112 0	18.160 00
\vdots	\vdots	\vdots	\vdots	\vdots
e_{831}	98.37	0.201 8	0	1.953 00
e_{832}	44.71	0.198 5	0	0.396 70

3.4 感知模型训练与测试

先对样本数据进行预处理,再随机按 8:2 的比例将数据分为训练集和测试集,其中 80% 的数据用于训练风流参数智能感知模型,20% 的数据用于评估该模型的预测性能。在参数调优阶段,通过网格搜

索确定了 MLP 的最佳参数配置。该模型采用双隐舍层的全连接结构,其中输入层包含 21 个节点,每个隐舍层包含 10 个节点,输出层包含 52 个节点。激活函数使用 ReLU,并在每个隐舍层后引入了 Batch Normalization。学习率设定为 0.000 01,训练的最大迭代次数为 1 000。

利用通风网络解算数据对风流参数智能感知模型进行性能评估。结果显示,风流参数智能感知模型的决定系数 R^2 达到 0.998,均方根误差为 0.215 9,平均绝对误差为 0.085,平均绝对百分比误差为 1.89%。这些指标表明,所提出的风流感知方法在准确性和可靠性方面表现优异,能够在复杂环境中实时智能感知风流参数。

风流参数智能感知模型预测值与实际观测值之间的对比情况如图 7—图 9 所示。可看出预测值与实际值之间的吻合度较高,充分验证了模型在风流参数预测方面具备出色性能。

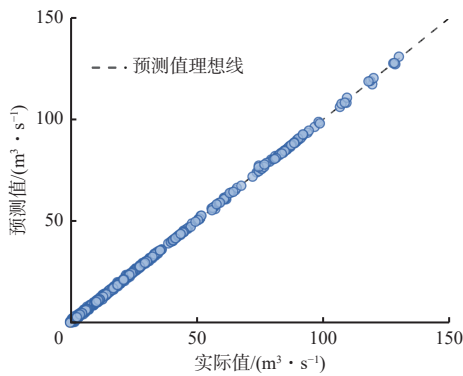


图 7 感知模型预测值与实际值散点图
Fig. 7 Scatter graph of predicted vs. actual values of perception model

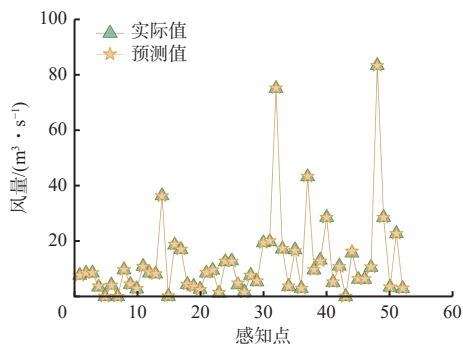


图 8 感知模型预测值与实际值折线图
Fig. 8 Line graph of predicted vs actual values of perception model

为进一步评估感知模型的精确性和泛化能力,对模型进行了多次训练。在反复训练过程中,风流参数智能感知模型指标性能对比结果见表 2。可看出这些关键性能指标的变化幅度相对较小,进一步证明了该模型在面对不同数据集时能够维持其预测精度,表现出良好的泛化能力。

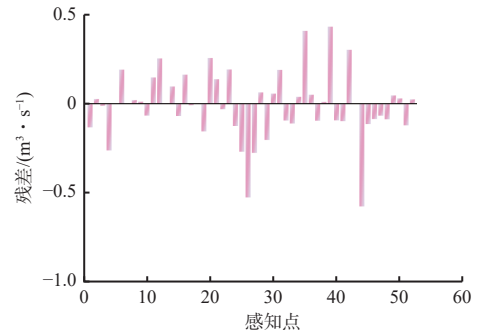


图 9 感知模型预测值与真实值残差
Fig. 9 Residual graph of predicted vs actual values of perception model

表 2 风流参数智能感知模型指标性能对比
Table 2 Comparison of performance metrics for intelligent airflow parameters perception model

运行次数	R^2	平均绝对百分比误差/%	平均绝对误差	均方根误差
1	0.999 6	1.357 4	0.051 2	0.093 1
2	0.999 6	1.205 1	0.050 0	0.090 0
3	0.999 3	1.710 4	0.068 7	0.121 6
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
98	0.999 5	1.406 3	0.061 7	0.103 4
99	0.999 6	1.244 2	0.049 1	0.094 4
100	0.999 1	1.487 0	0.062 6	0.146 6

3.5 运行效果分析

该金属矿山目前已经完成通风系统智能化建设,搭建了智能通风系统管控平台,该平台主要包括风流监测、视频监控、火灾监测、三维可视化等模块,如图 10 所示。其中风流监测模块包含风流参数监测系统和风流参数智能感知系统,实现了该金属矿井的实时风流参数智能感知。



图 10 某金属矿智能通风系统管控平台主界面
Fig. 10 Main interface of management platform of intelligent ventilation system for a metal mine

通过风流参数监测系统,可以实时显示各监测点的风流参数,准确反映井下风流的变化趋势(图 11)。此外,该系统还支持数据的连续记录和分析,为通风系统的动态调整提供依据,从而确保矿井内部环境的安全性和稳定性。



图 11 风流监测数据展示

Fig. 11 Display of airflow monitoring data

风流监测数据和感知数据均为实时风流参数，如图 12 所示，通过利用实时监测数据，风流参数智

能感知模型可以实时感知井下各生产作业区域及主要巷道的风流参数。

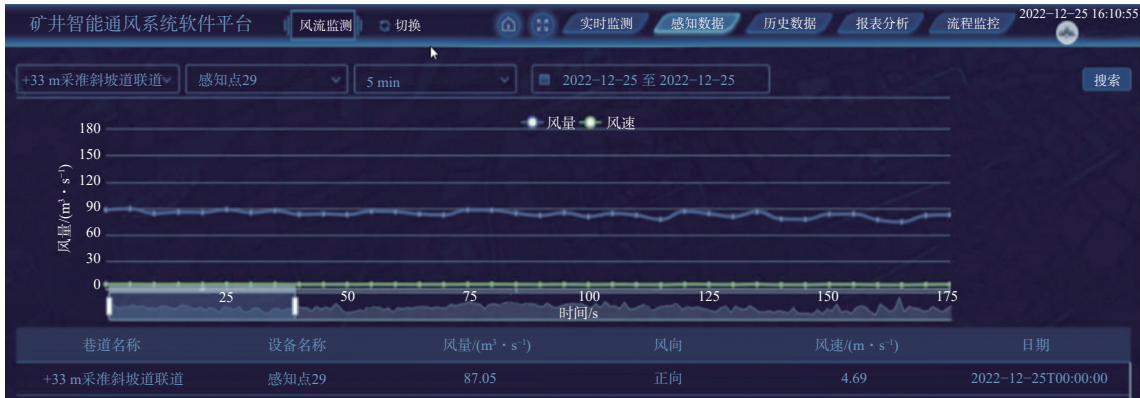


图 12 风流感知数据展示

Fig. 12 Display of airflow sensing data

智能通风系统感知效果如图 13 所示，可看出感知数据的平均误差控制在 5% 以内，井下风流参数感知值与现场实测值基本一致。评估结果表明，该模型在全局风流参数感知方面展现了良好的稳定性和可靠性，能够满足工程实践的需求。

出有毒有害气体，改善作业环境。

通过分析不同时间段的数据，系统能够识别风流参数的变化规律及潜在异常。这种趋势分析有助于及时调整通风策略，确保矿井空气质量和安全，同时优化能源利用，降低运行成本。此外，系统还可以通过回顾和总结历史数据，统计特定时间范围内的风量数据，为未来通风方案的优化提供数据支持，提升通风系统调控指令的可靠性，助力矿山智能化建设。

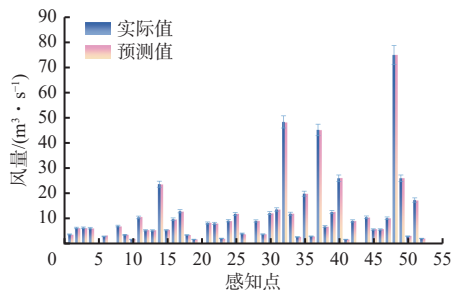


图 13 智能通风系统感知效果验证

Fig. 13 Verification of perception performance of intelligent ventilation system

风流参数监测值和感知值为智能控制系统提供了实时的风流参数依据，系统根据井下交接班时间、设备检修时间及风量需求，动态调整通风机运行状态及风流调节设施，从而优化井下风流分配，及时排

4 结论

1) 采用深度学习 MLP 算法构建了矿井风流参数智能感知模型。该模型表现出较高的拟合优度和感知精度，其预测风流参数的决定系数 R^2 为 0.998，均方根误差为 0.215 9，平均绝对误差为 0.085。此外，MLP 作为该感知模型的基础框架，具有较强的通用性，可推广应用于其他矿井的风流参数预测任务。

2) 提出了一种基于有限数量传感器数据的矿井

风流参数智能感知方法。该方法利用风流参数监测系统采集的风流信息作为AI算法模型的输入,实现对矿井全域风流分布的实时感知。通过智能感知可有效解决矿井全局风流参数实时获取的关键技术难题。

3)应用三维仿真系统模拟了某金属矿山在不同通风机运行工况、不同自然风压状态下的矿井风流流动参数,建立了AI算法模型的训练测试数据集。经训练的风流参数智能感知模型在预测矿井生产作业区域及主要巷道的风流参数时,平均误差控制在5%以内,精度较高。

参考文献(References):

- [1] 董建军,谢郑权,杨嫡,等.基于FBG传感器的回采巷道锚杆支护监测分析[J].安全与环境学报,2021,21(5):2013-2021.
DONG Jianjun, XIE Zhengquan, YANG Di, et al. Monitoring and analysis of the bolt supporting for the mining roadways based on the FBG sensor[J]. Journal of Safety and Environment, 2021, 21(5): 2013-2021.
- [2] 刘尹霞,马恒,杨皓然.矿井风速传感器可变模糊优选方案[J].辽宁工程技术大学学报(自然科学版),2017,36(10):1031-1035.
LIU Yinxia, MA Heng, YANG Haoran. Variable fuzzy optimal selection scheme for mine wind speed sensor[J]. Journal of Liaoning Technical University (Natural Science), 2017, 36(10): 1031-1035.
- [3] TANG Wenxuan, ZHANG Qilong, CHEN Yin, et al. An intelligent airflow perception model for metal mines based on CNN-LSTM architecture[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2024, 187: 1234-1247.
- [4] LIU Yujiao, LIU Zeyi, GAO Ke, et al. Efficient graphical algorithm of sensor distribution and air volume reconstruction for a smart mine ventilation network[J]. Sensors, 2022, 22(6). DOI: 10.3390/S22062096.
- [5] 周福宝,魏连江,夏同强,等.矿井智能通风原理、关键技术及其初步实现[J].煤炭学报,2020,45(6):2225-2235.
ZHOU Fubao, WEI Lianjiang, XIA Tongqiang, et al. Principle, key technology and preliminary realization of mine intelligent ventilation[J]. Journal of China Coal Society, 2020, 45(6): 2225-2235.
- [6] 闫丽新,王宏浩.基于无线网络技术的矿井无线管理信息系统的研究[J].煤炭技术,2013,32(12):149-151.
YAN Lixin, WANG Honghao. Research of mine wireless management information system based on wireless network technology[J]. Coal Technology, 2013, 32(12): 149-151.
- [7] 高俊祥,高孝亮.自动化控制技术在煤矿通风系统中的应用[J].煤矿安全,2011,42(11):81-84.
GAO Junxiang, GAO Xiaoliang. Application of automatic control technology in coal mine ventilation system[J]. Safety in Coal Mines, 2011, 42(11): 81-84.
- [8] REN Chen, CAO Shijie. Implementation and visualization of artificial intelligent ventilation control system using fast prediction models and limited monitoring data[J]. Sustainable Cities and Society, 2020, 52. DOI: 10.1016/j.scs.2019.101860.
- [9] 潘竞涛,赵丹,李宗翔,等.大明矿通风系统故障源诊断及风速传感器的布置[J].煤炭学报,2013,38(S1):153-158.
PAN Jingtao, ZHAO Dan, LI Zongxiang, et al. Fault source diagnosis for ventilation system and air velocity transducer placement in Daming Mine[J]. Journal of China Coal Society, 2013, 38(S1): 153-158.
- [10] 赵丹,潘竞涛.改进灵敏度矩阵的矿井通风故障源诊断及传感器布置研究[J].中国安全科学学报,2011,21(2):78-84.
ZHAO Dan, PAN Jingtao. Fault source diagnosis for mine ventilation based on improved sensitivity matrix and its wind speed sensor setting[J]. China Safety Science Journal, 2011, 21(2): 78-84.
- [11] 杨战旗,郝天轩.矿井通风安全智能监测监控系统研制[J].工矿自动化,2017,43(9):110-114.
YANG Zhanqi, HAO Tianxuan. Development of intelligent monitoring and control system for mine ventilation safety[J]. Industry and Mine Automation, 2017, 43(9): 110-114.
- [12] 杨帅,撒占友,王相君,等.基于环境监测的矿井通风三维仿真辅助决策系统设计[J].中国安全生产科学技术,2020,16(1):80-84.
YANG Shuai, SA Zhanyou, WANG Xiangjun, et al. Design of 3D simulation assistant decision-making system for mine ventilation based on environmental monitoring[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2020, 16(1): 80-84.
- [13] 栾王鹏.矿井智能通风与实时监测控制系统[J].山东煤炭科技,2019,37(5):183-185,191.
LUAN Wangpeng. Mine intelligent ventilation and real-time monitoring and control system[J]. Shandong Coal Science and Technology, 2019, 37(5): 183-185, 191.
- [14] 李鸿蔚,王海宁,胡天寿,等.金属矿井智能通风平台开发与应用[J].金属矿山,2024(9):181-189.
LI Hongwei, WANG Haining, HU Tianshou, et al. Development and application of intelligent ventilation platform for metal mines[J]. Metal Mine, 2024(9): 181-189.
- [15] 邵良杉,闻爽爽.基于GRU神经网络的巷道平均风速获取研究[J].黄金科学技术,2021,29(5):709-718.
SHAO Liangshan, WEN Shuangshuang. Research on obtaining average wind speed of roadway based on GRU neural network[J]. Gold Science and Technology, 2021, 29(5): 709-718.

- [16] 蒋仲安, 杨向东. 基于环境参数协同预测风速的掘进面智能变频通风控制系统[J]. 金属矿山, 2023(7): 57-65.
JIANG Zhong'an, YANG Xiangdong. Intelligent variable frequency ventilation control system for excavation face based on collaborative prediction of wind speed by environmental parameters[J]. Metal Mine, 2023(7): 57-65.
- [17] 卞欢, 刘剑, 刘学, 等. 基于 GA-BP 神经网络的巷道平均风速单点测试研究[J]. 中国安全生产科学技术, 2023, 19(5): 57-64.
BIAN Huan, LIU Jian, LIU Xue, et al. Research on single point test of average wind speed in roadway based on GA-BP neural network[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2023, 19(5): 57-64.
- [18] 王海宁, 厉志安. 一种矿井巷道平均风速的单点测控装置与方法: CN202010050498.8[P]. 2022-04-12.
WANG Haining, LI Zhi'an. A single point measurement and control device and method for average wind speed in mine tunnels: CN202010050498.8[P]. 2022-04-12.
- [19] 汪光鑫. 基于三维仿真系统的矿井风流调控技术及应用研究[D]. 赣州: 江西理工大学, 2014.
WANG Guangxin. Research on mine airflow control technology and applications based on 3D simulation system[D]. Ganzhou: Jiangxi University of Science and Technology, 2014.
- [20] 万宇鹏, 周远波, 文捷, 等. 基于神经网络的声学参数预测方法研究[J]. 中国测试, 2024, 50(2): 167-171.
WAN Yupeng, ZHOU Yuanbo, WEN Jie, et al. Research of acoustic parameter prediction method based on neural network[J]. China Measurement & Test, 2024, 50(2): 167-171.
- [21] 郑太雄, 贺吉, 张良斌. 基于 LSTM 神经网络的混合燃料 HCCI 发动机复杂工况下燃烧正时估计[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(10): 100-110.
ZHENG Taixiong, HE Ji, ZHANG Liangbin. Combustion timing estimation of the HCCI engine with mixed fuel under complex operating conditions based on LSTM neural network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(10): 100-110.
- [22] 傅兴宇, 陈颖悦, 陈玉明, 等. 一种全连接神经网络分类方法[J]. 山西大学学报(自然科学版), 2023, 46(1): 91-100.
FU Xingyu, CHEN Yingyue, CHEN Yuming, et al. A classification method of fully connected granular neural network[J]. Journal of Shanxi University(Natural Science Edition), 2023, 46(1): 91-100.
- [23] POLO-MENDOZA R, DUQUE J, MAŠÍN D. Prediction of California bearing ratio and modified proctor parameters using deep neural networks and multiple linear regression: a case study of granular soils[J]. Case Studies in Construction Materials, 2024, 20. DOI: [10.1016/j.cscm.2023.e02800](https://doi.org/10.1016/j.cscm.2023.e02800).
- [24] 张振生, 蔡景, 张瑞, 等. 航空发动机滑油消耗率计算与预测方法[J]. 南京航空航天大学学报, 2024, 56(4): 668-676.
ZHANG Zhensheng, CAI Jing, ZHANG Rui, et al. A calculation and prediction method of lubricating oil consumption rates for aeroengines[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2024, 56(4): 668-676.
- [25] 韩意, 姜逢源, 田海庆, 等. 基于多层感知机的坠物对海底管道损伤预测及可靠性分析[J]. 海洋湖沼通报, 2020(6): 37-43.
HAN Yi, JIANG Fengyuan, TIAN Haiqing, et al. Damage prediction and reliability analysis of submarine pipelines subject to dropped objects based on multi-layer perceptron[J]. Transactions of Oceanology and Limnology, 2020(6): 37-43.
- [26] FARMANIFARD S, ASGHAR ALESHEIKH A, SHARIF M. A context-aware hybrid deep learning model for the prediction of tropical cyclone trajectories[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 231. DOI: [10.1016/j.eswa.2023.120701](https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120701).
- (上接第 90 页)
- [18] 陆佳民, 张晶, 冯钧, 等. 时序知识图谱构建研究综述[J]. 计算机科学与探索, 2025, 19(2): 295-315.
LU Jiamin, ZHANG Jing, FENG Jun, et al. Survey on construction method of temporal knowledge graph[J]. Journal of Frontiers of Computer Science and Technology, 2025, 19(2): 295-315.
- [19] 魏嵬, 丁香香, 郭梦星, 等. 文本相似度计算方法综述[J]. 计算机工程, 2024, 50(9): 18-32.
WEI Wei, DING Xiangxiang, GUO Mengxing, et al. Review of text similarity calculation methods[J]. Computer Engineering, 2024, 50(9): 18-32.
- [20] 张文怡. 基于改进 Canopy-Kmeans 的专家信息知识图谱的研究及应用[D]. 武汉: 湖北大学, 2023.
ZHANG Wenyi. Research and application of expert information knowledge map based on improved Canopy-Kmeans[D]. Wuhan: Hubei University, 2023.
- [21] 陈年松. 基础地理实体关系的知识图谱构建方法研究[J]. 地理空间信息, 2024, 22(6): 20-244.
CHEN Niansong. Research on knowledge graph construction method of basic geo-entities relationships[J]. Geospatial Information, 2024, 22(6): 20-24.