

面向智慧矿山的压风系统物联网监测理论架构与关键技术研究

汪碧玉, 郭亮亮

山西信息产业技术研究院有限公司, 山西 太原

收稿日期: 2025年8月17日; 录用日期: 2025年9月11日; 发布日期: 2025年9月23日

摘要

矿井压风系统作为智慧矿山能源保障的核心环节, 其稳定运行直接关系到井下生产效率与作业安全。针对矿山压风系统监测存在的环境适应性差、数据利用率低等问题, 本文基于物联网技术构建压风系统监测理论架构, 提出基于“感知-传输-处理-应用”四级协同架构的智能监测体系, 实现对空压机、管网、终端用风设备的全生命周期状态监测。同时, 重点研究管网漏风定位难题, 提出了一种基于改进Transformer结构的智能定位模型, 通过引入管网拓扑先验信息与空间注意力机制, 显著提升了泄漏点的识别精度与定位速度。

关键词

智慧矿山, 压风系统, 物联网监测, 四级协同, 漏风定位

Research on IoT Monitoring Theoretical Architecture and Key Technologies for Compressed Air Systems in Smart Mines

Biyu Wang, Liangliang Guo

Shanxi Provincial Institute of Information Industry Technology Co., Ltd., Taiyuan Shanxi

Received: Aug. 17th, 2025; accepted: Sep. 11th, 2025; published: Sep. 23rd, 2025

Abstract

The compressed air system, as the core component of smart mine energy supply, plays a pivotal role in underground production efficiency and operational safety. To address the existing challenges of

文章引用: 汪碧玉, 郭亮亮. 面向智慧矿山的压风系统物联网监测理论架构与关键技术研究[J]. 矿山工程, 2025, 13(5): 1028-1036. DOI: 10.12677/me.2025.135117

poor environmental adaptability and low data utilization in mine air compression system monitoring, this paper proposes an IoT-based monitoring theoretical framework. A four-level collaborative architecture (“Sensing-Transmission-Processing-Application”) is established to achieve full lifecycle state monitoring of air compressors, pipeline networks, and end-use pneumatic equipment. Furthermore, this research focuses on the challenge of pipeline air leakage localization, proposing an intelligent localization model based on an improved Transformer architecture. By incorporating pipeline topology prior information and a spatial attention mechanism, the model significantly enhances the accuracy of leakage point identification and the speed of localization.

Keywords

Smart Mine, Compressed Air System, IoT-Based Monitoring, Four-Level Collaboration, Leakage Localization

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在智慧矿山建设的背景下,压风系统承担着为井下气动工具提供动力源、应急救援供氧等重要功能,其运行效率与稳定性直接影响矿山生产节奏与作业安全[1]。传统压风系统监测依赖人工巡检与孤立仪表记录,存在三大核心痛点:一是数据采集覆盖率低,仅能获取空压机出口压力、电机电流等基础参数,管网漏风、终端用风波动等关键状态难以感知[2];二是数据传输存在“孤岛效应”,空压机、管网、终端设备的监测数据分散存储,无法实现联动分析;三是决策依赖经验判断,缺乏对系统运行趋势的预判能力,导致故障处理被动、能耗管控粗放。

随着物联网、大数据与人工智能技术的发展,矿山压风系统监测正逐步向智能化、集成化方向演进。现有研究主要集中在多传感器数据采集、基于阈值规则的异常报警以及传统信号处理方法(如小波分析、相关分析)在泄漏检测中的应用[3]。然而,这些方法普遍存在对人工特征工程的依赖性强、泛化能力弱、在强噪声与多泄漏源场景下性能下降明显等问题。特别地,针对管网漏风定位问题,现有方法多基于压力梯度法或声学传播时差估计,易受管网拓扑结构复杂性、传感器布设密度及环境噪声的干扰[4],难以满足智慧矿山对高精度、实时响应的需求。本文在系统分析现有研究进展与局限性的基础上,提出了一种面向智慧矿山压风系统的物联网监测理论架构,并重点研究基于改进 Transformer 的管网漏风智能定位方法。

2. 压风系统物联网监测理论架构设计

基于物联网“感知-传输-处理-应用”的技术逻辑,结合智慧矿山数据中台的技术标准,构建四级协同式理论架构(如图1)。该架构以数据全生命周期管理为核心,通过感知层、传输层、处理层、应用层的分层解耦与协同联动,实现压风系统监测的“全域感知、高效传输、智能处理、精准应用”。各层级均遵循智慧矿山数据中台的接口规范,通过标准化接口实现跨层级数据交互与功能联动,为智慧矿山的统一调度与决策提供技术支撑。

在感知层设计中,依托多模态传感器网络实现压风系统运行参数、环境状态及设备健康状况的全域感知[5]。传输层则采用有线与无线融合组网模式,保障监测数据的高可靠、低时延传输。处理层通过边

缘计算与云计算协同架构,完成数据清洗、特征提取及初步诊断。应用层以数字孪生驱动,结合人工智能算法实现压风系统的实时监测、故障预警与能效优化,最终达成系统运行的智能化管理与决策支持。

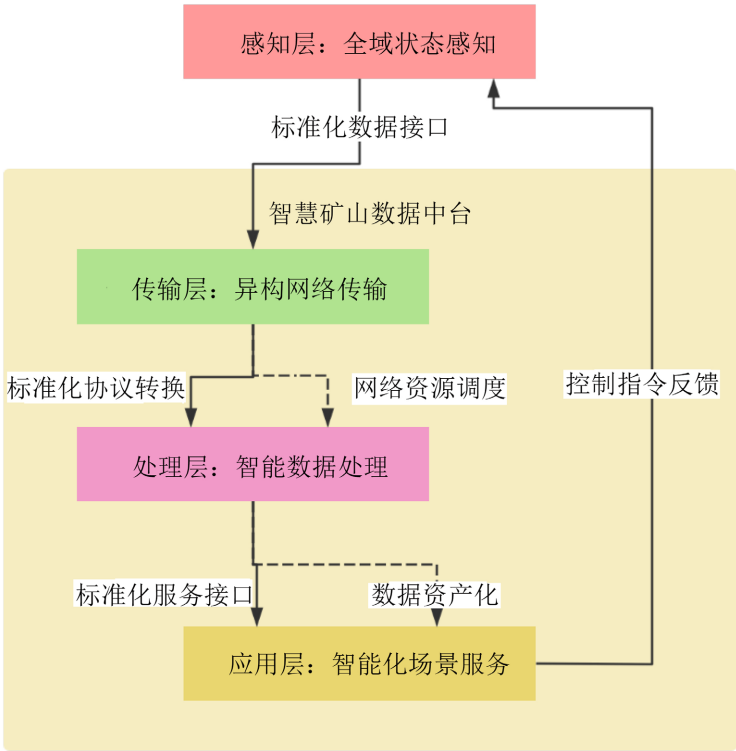


Figure 1. Diagram of the four-level collaborative theoretical architecture
图 1. 四级协同式理论架构图

2.1. 感知层：全要素状态感知

感知层是架构的“神经末梢”，其所部署的核心监测参数及技术指标见表 1。核心目标是实现压风系统全要素、全时空的状态感知，并按照智慧矿山数据中台的数据接入标准(如数据格式、采样频率、精度要求)完成原始数据的标准化采集。其核心功能包括：

Table 1. Core monitoring parameters and technical indicators of the perception layer
表 1. 感知层核心监测参数与技术指标

监测对象	参数类型	传感器类型	精度要求	采样频率
空压机	轴承振动	压电式加速度传感器	±2% FS	10 Hz
空压机	排气温度	热电偶传感器	±1℃	1 Hz
管路	压力	应变式压力传感器	±0.5% FS	5 Hz
管路	流量	涡街流量计	±1% FS	2 Hz
储气罐	液位	电容式液位计	±2 mm	0.1 Hz
管路	漏风声压	麦克风阵列	±3 db	16 kHz

(1) 设备层监测：在空压机电机部署振动传感器(采样频率 1 kHz)、红外温度传感器(测量范围-20℃~150℃)，实时采集转速、轴承温度、排气压力等 23 项参数；

(2) 管网层监测: 沿输气管网每 500 米布设压力传感器(精度 $\pm 0.2\%$ FS)、流量传感器(量程 0~100 m^3/min), 并嵌入微功耗漏风监测节点(续航 ≥ 3 年);

(3) 终端层监测: 在井下风动工具接口处安装智能阀门, 记录瞬时用风量、工作压力, 关联采掘面作业计划实现用风需求预判。

2.2. 网络层: 异构融合传输

传输层是数据流通的“血管”, 负责将感知层数据可靠传输至处理层, 并将应用层控制指令反馈至感知层。其核心任务是解决矿山复杂环境下的网络异构性(无线/有线、长/短距离)问题, 通过标准化协议转换实现与数据中台的无缝对接。本文针对井下复杂环境(电磁干扰、多路径效应), 构建“光纤骨干网 + 工业无线子网”的混合传输网络:

(1) 骨干传输: 通过工业以太网实现地面控制中心与井下区域网关的数据交互, 采用环网拓扑保障冗余备份;

(2) 子网传输: 井下采用矿用 LoRa (通信距离 ≤ 1 km)与 5G 融合技术, LoRa 适用于低速率传感器数据(如温度、压力), 5G 承载高清视频与控制指令(端到端时延 ≤ 20 ms);

(3) 边缘网关: 在空压机站部署边缘计算网关, 实现本地数据预处理与断点续传, 当主干网中断时可独立运行 ≥ 4 小时。

2.3. 平台层: 数据融合与建模

处理层是架构的“大脑”, 依托智慧矿山数据中台的数据湖与计算引擎, 完成数据的清洗、融合、分析与知识提取, 并将处理结果封装为标准化服务供应用层调用。本文基于智慧矿山数据中台架构, 构建压风系统专属数据处理平台:

(1) 数据存储层: 采用时序数据库(InfluxDB)存储监测数据(单矿日均存储量约 5 GB), 关系数据库(MySQL)管理设备台账、维修记录等结构化数据;

(2) 数据融合层: 通过 ETL 工具实现多源数据清洗(剔除传感器漂移数据)、时空对齐(统一时间戳与位置坐标), 建立“设备 - 管网 - 终端”关联图谱;

(3) 建模分析层: 开发压风系统数字孪生体, 通过机理模型(管网流体动力学方程)与数据驱动模型(Long Short-Term Memory network, LSTM 神经网络)融合, 实现压力分布、流量损耗的动态仿真。

2.4. 应用层: 智能服务与决策

应用层是架构的“价值输出端”, 基于处理层的标准化服务, 面向智慧矿山的不同角色(运维人员、调度中心、管理层)提供场景化应用, 并通过标准化接口向感知层反馈控制指令。

(1) 实时监控服务: 开发 Web 端与移动端监控界面, 实时展示空压机运行状态(电流、温度、压力)、管网压力分布、终端用风量等关键指标, 支持参数超限报警(一级报警触发声光提示 + 短信推送, 响应时间 ≤ 3 s);

(2) 智能诊断服务: 基于故障树与深度学习模型, 自动识别空压机轴承磨损、管网泄漏等典型故障, 并推送故障原因分析与处理建议;

(3) 能效优化服务: 构建压风系统能效评估模型, 计算单位产煤压风能耗、管网漏风率等 KPI 指标, 生成节能改造方案(如优化空压机加载压力、更换高效过滤器), 潜在节能空间达 10%~15%;

(4) 运维管理服务: 基于设备健康度评估(综合考虑运行时长、振动幅值、温度趋势), 生成预测性维护计划, 延长设备无故障运行时间。

3. 关键技术研究

3.1. 异构传感器数据融合技术

3.1.1. 多模态数据特征对齐

针对压风系统中振动、压力、声压等异构传感器数据的时空异步问题, 提出基于动态时间规整 (Dynamic Time Warping, DTW) 的特征对齐算法:

- (1) 对不同采样频率的信号进行插值重采样, 统一时间尺度;
- (2) 计算振动信号与压力信号的相似性矩阵:

$$S(i, j) = \exp \left(-\frac{|x_i - y_j|^2}{2\sigma^2} \right) \quad (1)$$

其中 x_i 、 y_j 分别为振动与压力信号的特征点, $\sigma = 0.1 \times \max(|x_i - y_j|)$ 。

- (3) 通过动态规划寻找最优对齐路径, 使对齐误差小于 10 ms。

3.1.2. 基于注意力机制的加权融合模型

构建异构数据融合框架, 实现多源信息的互补增强:

- (1) 输入层: 振动信号(128 维时频特征)、压力信号(8 维统计特征)、声压信号(64 维梅尔频谱特征)。
- (2) 注意力权重计算:

$$\alpha_k = \frac{\exp(s_k)}{\sum_{m=1}^3 \exp(s_m)} \quad (2)$$

$$s_k = \omega^T \tanh(Vf_k + b) \quad (3)$$

其中 α_k 是第 k 个特征的注意力权重, f_k 为第 k 类传感器的特征向量, V 为可学习的权重矩阵, b 为偏置向量, ω 为可学习的权重向量, ω^T 对隐藏状态加权求和。

- (3) 融合特征:

$$f_{\text{fusion}} = \sum_{k=1}^3 \alpha_k f_k \quad (4)$$

其中 f_k 为第 k 类传感器的特征向量, α_k 为对应特征 f_k 的注意力权重, f_{fusion} 为融合后的特征向量, 是各输入特征的加权和。

3.2. 管网漏风智能定位技术

管网泄漏是压风系统中最常见且能耗影响最大的故障类型。传统方法如压力梯度法、声学互相关法等, 受传感器布设密度、环境噪声和管网拓扑影响较大, 定位精度有限[6]。近年来, 深度学习模型如卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)和循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)被引入用于泄漏识别, 但仍难以有效捕捉传感器间的长程空间依赖关系。Transformer 模型凭借其强大的序列建模和自注意力机制, 为基于传感器序列的泄漏定位提供了新思路。

本文提出一种改进的 Transformer 泄漏定位模型, 通过显式引入管网拓扑结构作为空间先验, 增强模型对泄漏传播路径的理解, 从而实现更精准的定位。

3.2.1. 模型网络结构

本文所提出的泄漏定位模型(如图 2)以编码器-解码器结构为基础, 其核心创新在于将管网拓扑结构

以拓扑位置编码(Topological Position Encoding, TPE)和空间注意力掩码(Topological Mask)的形式注入模型, 引导其学习符合物理规律的泄漏特征传播模式。

(1) 输入层: 输入为沿管路部署的 N 个监测点特征序列 $F = [f_1, f_2, \dots, f_N]$, 其中 $f_i \in \mathbb{R}^d$ 为第 i 个监测点的特征向量, 由声压能量谱、压力梯度变化率等 32 维特征构成。

(2) 拓扑位置编码(TPE): 为融入管网拓扑信息, 定义传感器节点间的相对位置关系。计算节点 i 和 j 之间的管网路径距离 d_{ij} , 并生成拓扑位置编码向量 P_{ij} 。

$$P_{ij} = \text{ReLU}(W_p \cdot d_{ij} + b_p) \quad (5)$$

其中 W_p 和 b_p 为可学习参数。将该编码与标准正弦位置编码相加, 共同作为模型的位置信息。

(3) 空间注意力编码器(Spatial Attention Encoder): 编码器由 L 层相同的层堆叠而成。每层包含一个多头空间注意力(Multi-Head Spatial Attention, MHSA)模块和一个前馈网络(Feedforward Neural Network, FFN)。其中, MHSA 模块的查询(Query)、键(Key)、值(Value)由输入特征经线性变换得到。

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} + \lambda M\right)V \quad (6)$$

其中 $M \in \mathbb{R}^{N \times N}$ 为拓扑邻接矩阵, 若节点 i 与 j 管网直接相连, 则 $M_{ij} = 0$, 否则 $M_{ij} = -\infty$ (即掩码), λ 为调节拓扑影响强度的可学习参数。该设计使模型更关注拓扑相邻节点间的特征影响, 符合泄漏压力波传播的物理规律。

(4) 解码器与输出层: 解码器接收一个可学习的查询向量, 与编码器输出进行交互, 最终通过一个全连接层预测泄漏点的坐标 $\hat{x}$ 。模型采用 Huber 损失作为损失函数。

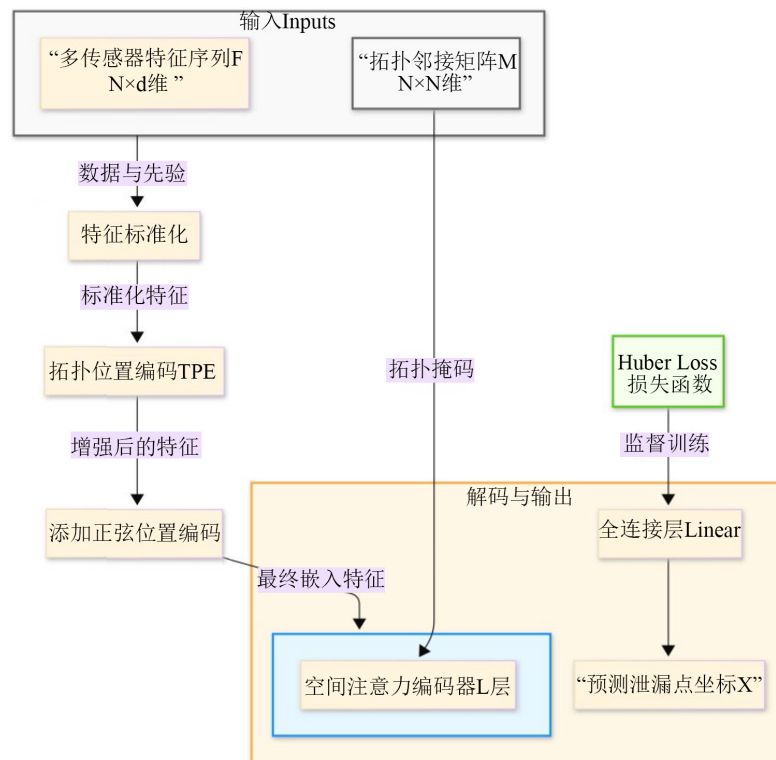


Figure 2. Architecture diagram of the pipeline air leak location model based on improved Transformer
图 2. 基于改进 Transformer 的管网漏风定位模型结构图

3.2.2. 训练策略与超参数选择

模型训练采用以下策略:

(1) 多任务预训练: 首先在大量合成数据集上进行预训练, 任务包括泄漏定位(回归)和泄漏存在性判断(分类), 以提升模型的特征提取能力。

(2) 主任务训练: 采用 AdamW 优化器, 初始学习率设置为 1×10^{-4} , 并采用余弦退火调度策略。批量大小(Batch_Size)设置为 32。

(3) 超参数选择: 通过网格搜索确定关键超参数: 编码器层数 $L = 4$, 注意力头数 $h = 8$, 模型隐藏层维度 $d_{\text{model}} = 256$, 前馈网络维度 $d_{\text{ff}} = 512$ 。正则化采用 Dropout (rate = 0.1) 和权重衰减(weight decay = $1e-05$)。

(4) 数据增强: 训练时加入高斯噪声、随机遮挡部分传感器数据等增强方式, 提升模型在传感器故障或数据缺失情况下的鲁棒性。

3.2.3. 算法伪代码

算法 1: 基于改进 Transformer 的管网漏风定位算法

Require: $F \in \mathbb{R}^{N \times d}$, $M \in \mathbb{R}^{N \times N}$
Ensure: $\hat{x}$

```

1: function LEAKLOCALIZATION( $F, M$ )
2:   // 1.
3:    $F_{\text{norm}} \leftarrow \text{Normalize}(F)$ 
4:    $P_{\text{topo}} \leftarrow \text{CalculateTopoPE}(M)$ 
5:    $P_{\text{combined}} \leftarrow P_{\text{topo}} + \text{SinusoidalPE}(N, d)$ 
6:    $X \leftarrow F_{\text{norm}} + P_{\text{combined}}$ 
7:   // 2. ( $L$ )
8:   for  $l \leftarrow 1$  to  $L$  do
9:      $Q \leftarrow \text{Linear}_q(X), K \leftarrow \text{Linear}_k(X), V \leftarrow \text{Linear}_v(X)$ 
10:     $A \leftarrow \text{Softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}} + \lambda M\right)V$ 
11:     $X_{\text{att}} \leftarrow \text{LayerNorm}(X + \text{Dropout}(A))$ 
12:     $X_{\text{ffn}} \leftarrow \text{FFN}(X_{\text{att}})$ 
13:     $X \leftarrow \text{LayerNorm}(X_{\text{att}} + \text{Dropout}(X_{\text{ffn}}))$ 
14:  end for
15:  // 3.
16:   $Q_{\text{learned}} \leftarrow \text{LearnableQueryVector.expand}(\text{Batch\_Size}, -1)$ 
17:   $C \leftarrow \text{CrossAttention}(Q_{\text{learned}}, X)$ 
18:   $\hat{x} \leftarrow \text{Linear}_{\text{out}}(C)$ 
19:  // 4.
20:   $\mathcal{L} \leftarrow \text{HuberLoss}(\hat{x}, x^*)$ 
21:  return  $\hat{x}, \mathcal{L}$ 
22: end function

```

3.3. 空压机群智能调控技术

3.3.1. 基于能耗特性的群控模型

空压机群的精准调控依赖于对单台空压机能耗特性的精确建模[7]。实际运行中, 空压机的功耗与负

载率之间并非简单的线性关系, 其特性曲线通常呈现非线性特征, 且在高低负载区间的表现差异显著。为此, 本研究采用分段多项式拟合方法为每台空压机建立高精度的能耗 - 负载特性模型。

(1) 单台空压机能耗函数:

$$E_i(q_i) = \begin{cases} a_i q_i^3 + b_i q_i^2 + c_i q_i & q_i \in [0.3, 0.7] \\ d_i q_i^2 + e_i q_i + f_i & q_i \in [0.7, 0.9] \end{cases} \quad (7)$$

其中 q_i 为负载率。 a_i , b_i , c_i , d_i , e_i , f_i 为多项式系数, 可学习参数。

(2) 总能耗目标函数:

$$\min E_{\text{total}} = \sum_{i=1}^n E_i(q_i) \cdot u_i \quad (8)$$

$u_i \in \{0, 1\}$ 为运行状态。

3.3.2. 多目标优化调度算法

空压机群的协同调控是一个复杂的多目标优化问题, 其目标是在满足井下生产需求的前提下, 寻求系统总能耗与供风压力稳定性之间的最佳平衡。本研究采用改进的带精英保留策略的非支配排序遗传算法(NSGA-II)作为求解框架, 旨在获得一组分布均匀的 Pareto 最优解, 为决策者提供多种可行的优化调度方案[8]。

(1) 约束条件:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^n q_i u_i &\geq Q_{\text{demand}} \\ 0.3 \leq q_i &\leq 0.9, \sum u_i \leq 4_i \end{aligned} \quad (9)$$

其中 q_i 为第 i 个单元(如空压机、发电机)的输出能力, u_i 为第 i 个单元的启停状态, Q_{demand} 为系统总需求(如井下所需总风量或总功率)。

(2) 适应度函数:

① 能耗最小化: 最小化所有运行空压机的总功耗。

$$f_1 = E_{\text{total}} \quad (10)$$

② 压力波动最小化: 最小化系统主管路压力的波动范围, 这是衡量系统响应速度和外网用风稳定性的关键指标。通过最小化一段时间内压力最大值与最小值的差值来实现。

$$f_2 = \max(p(t)) - \min(p(t)) \quad (11)$$

(3) 选择算子: 采用拥挤度距离排序, 保留 Pareto 最优解集中的 30 个解。

4. 结论与展望

本文构建的面向智慧矿山的压风系统物联网监测理论架构, 通过四层协同设计实现了对压风系统的全要素感知、全链路传输与全场景应用。在关键技术层面, 重点针对管网漏风定位难题, 提出了一种融合管网拓扑先验的改进 Transformer 模型, 通过空间注意力机制与多任务训练策略, 显著提升了定位精度与模型鲁棒性。

未来研究可从三方面深化: 一是开发超低功耗传感器网络, 采用能量收集技术(如利用管道振动发电)延长井下传感器续航时间; 二是融入区块链技术构建数据可信传输与共享机制, 保障监测数据的完整性与不可篡改性; 三是探索数字孪生与元宇宙技术的融合, 构建虚实交互的压风系统运维平台, 实现更高

效的远程协同诊断与虚拟调试。

参考文献

- [1] 王清峰, 陈航, 杜雷, 等. 煤矿智能化钻场关键技术研发进展[J/OL]. 煤炭学报, 1-14. <https://doi.org/10.13225/j.cnki.jccs.2025.0417>, 2025-08-22.
- [2] 谷树伟, 马孝威. 煤矿智能压风系统的应用研究[J]. 煤炭工程, 2024, 56(3): 91-95.
- [3] 黄广山. 5G 专网背景下的工业物联网架构研究[J]. 网络安全技术与应用, 2021(5): 6-7.
- [4] 孙海峰. 埋地钢质燃气管道泄漏检测与定位[J]. 石油和化工设备, 2022, 25(7): 143-146.
- [5] 郎宪明. 基于特征提取与信息融合的管道泄漏检测与定位研究[D]: [博士学位论文]. 西安: 西北工业大学, 2018.
- [6] 李闯. 基于光纤声传感器的管道泄漏检测技术[D]: [硕士学位论文]. 长沙: 国防科学技术大学, 2012.
- [7] 吕晨悦. 空压机智能控制系统及远程监控技术的研究[D]: [硕士学位论文]. 上海: 上海工程技术大学, 2020.
- [8] 孔祥祺, 张鹏, 孟珣, 等. 基于改进 NSGA-II 算法的含地热发电电力系统多目标优化调度[J]. 热力发电, 2025, 54(2): 30-41.