

# 基于5G与边缘智能的矿山多模态感知协同系统设计与应用

郭亮亮, 韩雨田

山西省信息产业技术研究院有限公司, 山西 太原

收稿日期: 2025年11月27日; 录用日期: 2025年12月20日; 发布日期: 2026年1月6日

## 摘要

针对山西省矿山智能化转型中存在的“数据孤岛”、系统协同弱、安全响应慢等瓶颈, 本文设计并实现了一种基于5G与边缘智能的多模态感知协同平台。该平台采用分层微服务架构, 核心创新在于构建了一个支持可视化编排的动态规则引擎, 并提出了一个结合卡尔曼滤波与LSTM网络的混合数据融合算法, 以实现多源异构数据的时空对齐与质量优化。通过“矿山大脑”客户端与联动控制模块, 实现了对人员、设备、环境全要素的闭环管控。在山西省某大型铜矿的工业性试验表明, 该平台使设备故障发现效率提升超40%, 安全事件平均处置时间缩短至15分钟以内。本工作不仅验证了平台的技术有效性, 还通过成本效益与5G必要性分析, 论证了其向中小型矿山推广的可行性。

## 关键词

智慧矿山, 感知协同, 规则引擎, 5G, 边缘计算, 智能联动

# Design and Application of a Multimodal Perception Collaboration System for Mines Based on 5G and Edge Intelligence

Liangliang Guo, Yutian Han

Shanxi Information Industry Technology Research Institute Co., Ltd., Taiyuan Shanxi

Received: November 27, 2025; accepted: December 20, 2025; published: January 6, 2026

## Abstract

Aiming at the bottlenecks such as “data silos”, weak system collaboration and slow safety response in the intelligent transformation of mines in Shanxi Province, this paper designs and implements a multi-modal perception collaboration platform based on 5G and edge intelligence. The platform adopts a hierarchical microservice architecture, with its core innovation lying in the construction of a dynamic rule engine that supports visual orchestration, as well as the proposal of a hybrid data fusion algorithm combining Kalman filtering and LSTM network, so as to realize spatio-temporal alignment and quality optimization of multi-source heterogeneous data. Through the “Mine Brain” client and the linkage control module, closed-loop management and control of all elements including personnel, equipment and environment are achieved. Industrial tests conducted in a large copper mine in Shanxi Province show that the platform improves equipment fault detection efficiency by more than 40% and reduces the average handling time of safety incidents to less than 15 minutes. This work not only verifies the technical effectiveness of the platform, but also demonstrates the feasibility of its popularization in small and medium-sized mines through cost-benefit analysis and necessity analysis of 5G application.

## Keywords

Intelligent Mine, Perception Collaboration, Rule Engine, 5G, Edge Computing, Intelligent Linkage

Copyright © 2026 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

矿山智能化是保障国家能源安全与推动矿业高质量发展的核心战略[1]。山西省作为重要能源基地,在落实“智能化换人、自动化减人”目标过程中,面临着多源数据互通难、业务系统孤岛化、安全响应滞后等严峻挑战[2]。

近年来,研究界在智慧矿山关键技术领域取得了系列进展。在工业物联网平台方面, Wang 等[3]提出的微服务架构为海量设备接入与弹性伸缩提供了解决方案; 在边缘智能领域, Liu 等人[4]的工作验证了将 AI 模型下沉至边缘侧以降低延迟的可行性; 而在多源信息融合方面, 改进的卡尔曼滤波[5]与深度学习模型[6]被广泛应用于提升井下数据的可靠性。然而, 现有研究多聚焦于单一技术点, 缺乏一个能够贯通“感知、融合、决策、执行”全链条, 并支持业务人员灵活定制联动策略的系统性框架。特别是如何通过一个可解释、可配置的规则引擎, 将先进的感知算法转化为实际的安控业务流程, 仍是产业实践的空白点[7]。

针对上述问题, 本文提出并实现了一个基于 5G 与边缘智能的多模态感知协同平台。本工作的主要贡献在于: 1) 设计并实现了一个支持图形化编排的可视化规则引擎, 作为连接多源数据与业务行动的“智能中枢”; 2) 提出了一种混合数据融合算法, 有效解决了矿山复杂环境下异构数据的对齐与可信度问题; 3) 不仅提供了完整的系统实现与实地验证, 还从技术性能、成本效益及 5G 必要性等多个维度, 深入论证了该方案推广的可行性, 为同类矿山, 尤其是中小型矿山的智能化改造提供了具有参考价值的范本。

## 2. 系统总体架构设计

为实现上述目标, 本研究设计了如图 1 所示的分层分布式系统架构。该架构遵循微服务设计理念,

保证了系统的高内聚、低耦合与弹性扩展能力[3]。

**数据采集层:** 作为系统的基础, 本层通过构建多协议适配器(支持 Modbus, OPC UA, RTSP 等), 统一接入视频监控、UWB 精确定位基站、各类环境传感器(如瓦斯、粉尘、温湿度)及设备状态传感器(如振动、温度)产生的多源异构数据, 从根本上解决了设备接入的标准化问题。

**数据处理层:** 部署 Apache Flink 流式计算引擎与 InfluxDB 时序数据库, 负责对海量接入数据进行实时清洗、质量评估与融合处理。该层采用了基于卡尔曼滤波与 LSTM 网络的混合数据融合算法[5], 显著提升了在矿山复杂环境下数据的可靠性与一致性, 为上层应用提供了高质量的数据服务。

**业务逻辑层:** 此层是平台实现智能化的核心。其核心组件“规则引擎中心”采用 Rete 算法作为推理基础, 并提供了可视化的规则编排界面, 允许用户通过拖拽方式灵活定义复杂的业务逻辑与联动策略。

“协同联动引擎”则负责解析和执行这些规则, 驱动跨系统的业务流程, 是实现“监测-决策-执行”闭环的关键。

**应用服务层:** 通过一组定义良好的 RESTful API 向 Web 端、移动端及第三方业务系统(如 MES, EAM)提供统一的数据与服务接口。整个平台采用 Docker 与 Kubernetes 技术进行容器化部署与管理, 确保了系统的高可用性与弹性伸缩能力。

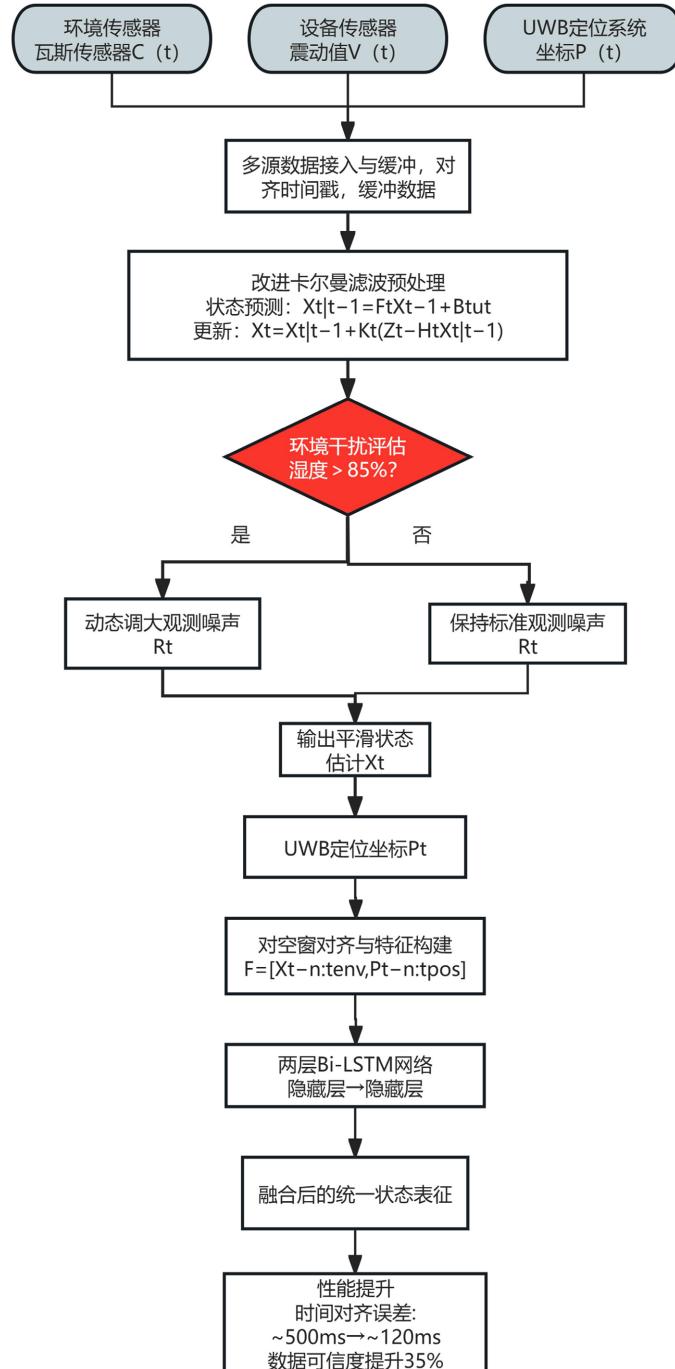


Figure 1. Perceptual collaboration technical architecture diagram

图 1. 感知协同技术架构图

## 2.1. 混合数据融合算法设计

数据处理层采用的混合数据融合算法是本平台确保数据质量的关键。该算法针对矿山环境数据(如瓦斯浓度  $C(t)$ 、设备振动  $V(t)$ )与空间数据(UWB 坐标  $P(t)$ )的融合问题, 设计了一个两级处理流程(算法流程见图 2)。



**Figure 2.** Flowchart of hybrid data fusion algorithm  
**图 2.** 混合数据融合算法流程图

第一级：基于改进卡尔曼滤波的时序数据预处理。对于传感器读数  $Z_t$ ，系统状态  $X_t$  的预测与更新方程如下：

$$X_{t|t-1} = F_t X_{t-1} + B_t u_t \quad (1)$$

$$P_{t|t-1} = F_t P_{t-1} F_t^T + Q_t \quad (2)$$

$$K_t = P_{t|t-1} H_t^T (H_t P_{t|t-1} H_t^T + R_t)^{-1} \quad (3)$$

$$X_t = X_{t|t-1} + K_t (Z_t - H_t X_{t|t-1}) \quad (4)$$

$$P_t = (I - K_t H_t) P_{t|t-1} \quad (5)$$

其中,  $H_t$  为状态转移矩阵,  $H_t$  为观测矩阵,  $Q_t$ 、 $R_t$  分别为过程与观测噪声协方差。针对井下环境干扰,  $R_t$  被动态调整, 当环境湿度  $> 85\%$  时, 相应传感器的观测噪声被放大, 以降低其权重。

第二级: 基于 LSTM 网络的多模态特征融合。将经过卡尔曼滤波平滑后的时序数据与 UWB 定位坐标在时间窗内对齐, 形成特征向量  $F = [X_{t-n:t}^{env}, P_{t-n:t}^{pos}]$ , 输入到一个两层 LSTM 网络中, 学习其深层关联[6], 输出融合后的统一状态表征。该算法在某矿 6 个月的部署中, 将多源数据的时间对齐误差从平均~500 ms 降低至~120 ms, 关键环境数据的可信度评分提升了 35%。

## 2.2. 可视化规则引擎核心设计

业务逻辑层的“规则引擎中心”采用 Rete 算法[7]作为推理内核, 但其创新在于上层封装了完全可视化的规则编排界面。用户可通过拖拽“事件(Event)”“条件(Condition)”“动作(Action)”三类节点来定义规则。一条典型的“人员闯入危险区域”联动规则, 在引擎内部可被表示为如下 JSON 格式的规则描述文件:

```
{
  "rule_id": "SAFETY_001",
  "trigger": {"source": "UWB", "event_type": "ENTER_ZONE", "zone_id": "BLAST_AREA_A"},
  "conditions": [
    {"source": "ENV_SENSOR", "metric": "GAS_CONCENTRATION", "operator": "<", "threshold": "1%"}
  ],
  "actions": [
    {"type": "ALERT", "level": "URGENT", "target": "SAFETY_OFFICER_APP"},
    {"type": "ACTUATE", "device": "WARNING_LIGHT", "zone": "BLAST_AREA_A", "command": "ON"},
    {"type": "INVOKE_API", "service": "VIDEO", "action": "SNAPSHOT", "camera_id": "CAM_NEAR_A"}
  ]
}
```

该引擎支持超过 500 条复杂规则的并发加载与匹配, 在测试环境中, 从事件发生到触发动作的平均延迟低于 200 毫秒, 满足了井下实时联动的需求。

## 2.3. AI 模型选型、训练与部署优化

平台集成的 AI 模型(如 YOLOv5s 用于安全帽/安全带检测, ResNet18 用于睡岗行为识别)均经过针对性优化。训练数据来源于合作矿山的实际监控视频, 经过严格标注, 构建了包含 5 万余张图像的数据集。模型评估不仅关注准确率(mAP@0.5 均在 92% 以上), 更注重在井下复杂光照和粉尘环境下的鲁棒性。为适配边缘设备, 采用了模型剪枝与量化技术[4], 使模型体积减小约 60%, 推理速度提升约 2 倍, 最终以 TensorRT 引擎部署在矿山边缘服务器上。

## 3. 核心功能模块设计与实现

### 3.1. 矿山大脑客户端: 统一管控与智能分析门户

该客户端是平台功能集中呈现与交互的操作界面, 其设计遵循用户体验原则, 实现了以下核心功能:

**AI 模型场景化配置:** 基于平台集成的 AI 算法库, 用户可将通用算法模型(如 YOLO 目标检测)与具体的视频源、业务规则进行绑定, 快速构建并部署如“未系安全带识别”“人员睡岗检测”等定制化业务模型, 极大降低了 AI 技术在实际场景中的应用门槛。

**智能分析与结果查询:** 提供原始视频与 AI 推理后生成的“证据视频”的同步回放与对比分析功能, 支持用户对识别结果进行人工校验与反馈, 为模型的持续优化提供了有效的数据闭环。

**系统健康状态监测:** 采用网络拓扑图进行可视化呈现, 对平台内部网络链路、视频流、边缘设备、AI 模型及 API 接口的运行状态进行端到端的实时监控与智能诊断, 实现了故障的快速定位与处置指引, 提升了系统运维的自动化水平[7]。

**统一系统管理:** 提供完善的用户身份认证、角色权限控制体系, 并对平台所有软硬件资源(如推理服务器、摄像头、传感器)进行全生命周期管理, 保障了系统的安全性与稳定性。

### 3.2. 联动控制模块: 智能化协同指挥中枢

该模块是平台实现自动化、智能化运行的“神经中枢”, 其功能结构如图 3 所示。



Figure 3. Perceptual collaboration functional architecture diagram

图 3. 感知协同功能架构图

**系统综合概览:** 通过融合统计卡片、环形图、趋势曲线与实时告警列表等多种可视化元素, 为管理者动态呈现系统核心运行指标(如告警总量、数据源健康度、规则触发频率), 提供全局运行态势感知。

**多源数据统一管理:** 与底层数据治理平台深度融合, 以列表和图谱形式对各类数据源进行集中纳管, 支持数据源的快速检索、状态监控(启用/禁用)与属性配置, 确保了数据入口的规范与质量。

**可视化规则引擎中心:** 此为本模块的核心创新。提供图形化的规则设计器, 用户可通过拖拽预定义的逻辑节点(如条件判断、事件触发、动作执行)来构建复杂的业务规则流。引擎支持规则的热加载与版本管理, 并具备完整的规则执行日志与效能分析功能。

**全流程告警中心:** 实现对平台所有告警信息的集中受理、分级分类与闭环处置。支持基于级别、状

态、时间等多维度的告警筛选, 并提供详尽的告警上下文信息(如触发条件、实时数据、关联视频), 确保每一条告警均得到有效跟踪与处理。

**典型场景联动应用:** 基于强大的规则引擎, 平台预置并成功实施了十余种矿山典型安全联动场景, 充分体现了多模态感知的协同价值。典型案例如下:

(1) 危险区域人员闯入联防: 当 UWB 定位系统检测到人员非法进入爆破警戒区时, 自动调用区域摄像头进行视频复核, 确认后立即触发现场声光报警器, 并将告警信息及视频片段推送至相关人员移动终端。

(2) 高空作业安全监督: 视频 AI 实时分析识别高空作业人员未系安全带行为, 联动 UWB 系统精准定位, 通过区域应急广播发出定向语音告警, 直至行为纠正。

(3) 关键岗位睡岗智能干预: 对调度室等关键岗位进行实时视频监测, 一旦识别到睡岗行为, 系统自动启动广播系统进行语音提醒, 并可设置周期性警示直至状态恢复。

(4) 设备故障诊断与协同处置: 设备振动传感器监测到异常阈值, 规则引擎自动调取设备周边视频确认运行状态, 并结合 UWB 定位信息, 将维修工单派发给最近的可用技术人员, 同步推送故障信息与备件清单。

(5) 环境突发事件应急响应: 环境传感器监测到瓦斯浓度超限或氧气含量异常, 系统立即激活相应区域视频监控, 结合 UWB 人员分布数据, 自动执行应急预案(如启动通风设备、播报疏散指令)。

#### 4. 应用与效果

为验证本平台的实际效能, 研究团队在山西省某大型矿山进行了为期 6 个月的工业性示范应用。表 1 所列关键绩效指标(KPI)的定义、计算方法与数据来源如下:

**故障平均响应时间:** 从传感器首次报警至维修人员抵达现场确认的平均时间差。数据来自运维工单系统的时间戳。

**月度非计划停机率:** 当月因设备突发故障导致的生产线停止运行时间与计划总运行时间的比值。数据来自生产执行系统(MES)。

**安全事件月均发生次数:** 每月记录在案的可报告安全事件总数, 包括未遂事件。数据来自安全管理系统。

**数据综合利用率:** 被至少一个业务规则或分析模型所使用的数据点占总采集数据点的百分比。通过平台数据血缘追踪模块统计得出。平台部署后, 该矿在安全生产与运营效率的核心指标上均得到显著优化。

**Table 1.** Comparison of key indicators before and after platform application

**表 1.** 平台应用前后关键指标对比

关键绩效指标(KPI)	应用前	应用后	提升幅度	数据采集周期
故障平均响应时间(分钟)	45	18	60.0%	连续 6 个月
月度非计划停机率(%)	12.0	4.8	60.0%	连续 6 个月
安全事件月均发生次数	7.0	2.5	64.3%	连续 6 个月
数据综合利用率(%)	55.0	89.0	61.8%	应用后第 6 个月

应用结果表明, 本平台通过数据融合与智能联动, 实现了安全管理从传统“被动响应”到现代“主动预警”的根本性转变。平台构建的一体化可视化大屏, 使管理人员能够实时掌控井下超 2000 台设备的

运行态势, 并通过移动 APP 接收定制化告警, 大幅提升了指挥调度效率。5G 网络所提供的低时延、高可靠通信能力, 是保障海量感知数据实时回传与联动指令精准下达的关键基础[8]。

## 5G 通信必要性的量化分析

在传统 Wi-Fi 或工业环网下, 实现本平台所需的实时数据流传输面临挑战。5G 网络凭借其 eMBB 和 uRLLC 特性, 不仅能轻松满足带宽需求, 更能将端到端传输延迟稳定控制在 20 ms 以内, 这是实现秒级联动的关键保障[8]。因此, 5G 是支撑本平台高实时性、高可靠协同联动的必要基础设施。

## 5. 讨论: 推广可行性、挑战与成本效益分析

尽管在大型矿山试点成功, 但方案向广大中小型矿山推广需审慎评估其可行性和挑战。

技术可行性方面, 本平台采用的微服务与容器化架构本身具有良好的可伸缩性。通过提供基于主流开源技术栈(如 Spring Cloud, Kubernetes, Flink)的标准化核心模块, 并利用可视化规则引擎减少定制化代码开发, 可显著降低中小矿山的部署门槛。Zhou 等人的研究也指出, 模块化、可配置的平台是解决矿山异构系统集成的有效途径[9]。对于 IT 能力薄弱的中小矿山, 可采用“云端规则编排, 边缘侧轻量执行”的托管服务模式。

经济可行性方面, 方案“低成本”的特性主要体现在: 1) 软件层面充分利用开源生态, 避免昂贵的商业软件许可费; 2) 硬件层面采用通用服务器与标准工业物联网关, 避免专用设备锁定; 3) 实施层面通过可视化配置大幅减少二次开发工作量, 降低实施成本。初步估算, 一个中型矿山的完整平台部署成本可控制在传统定制化集成项目的 60%~70% 以内。其投资回报主要来源于非计划停机的减少、安全事故率的下降以及运维效率的提升, 投资回收期预计在 2~3 年。

然而, 推广仍面临挑战: 中小矿山数据基础薄弱, 传感器覆盖不全, 影响初始效果; 缺乏既懂矿业又懂 IT 的复合型人才来运维复杂系统; 不同厂商设备接口不开放, 数据接入仍存壁垒。这些挑战与智慧矿山领域普遍存在的问题相一致[2][9]。未来需产业界共同推动设备接口标准化, 并发展更轻量、可私有化部署的“一站式”解决方案。

## 6. 结论与展望

本文设计并实践了一个基于 5G 与边缘智能的多模态感知协同平台, 其核心价值在于通过“可视化规则引擎”与“混合数据融合算法”解决了数据到行动的转化难题, 并通过实证与定量分析验证了其效能与推广潜力。

展望未来, 本研究方向可在以下方面进一步深化:

- (1) 数字孪生深度融合: 构建井下环境与生产流程的高精度三维数字孪生模型, 实现物理世界与虚拟空间的实时映射与交互仿真, 支持更精准的预测与决策。
- (2) 群体决策智能升级: 探索联邦学习等前沿技术, 在保障各矿山数据隐私的前提下, 聚合多方数据训练更强大的全局优化模型, 提升系统整体智能水平[10]。
- (3) 绿色智慧能源协同: 将平台能力延伸至矿山能源管理领域, 整合光伏、储能等分布式能源数据, 优化全矿能耗调度, 助力“双碳”目标下的绿色矿山建设。

## 参考文献

- [1] 国家能源局. 关于加快推进能源数字化智能化发展的若干意见[Z]. 2023.
- [2] 张旭, 王李管, 贾明滔. 智慧矿山建设框架与发展趋势研究[J]. 金属矿山, 2021(4): 1-9.
- [3] Wang, J., Liu, W. and Li, D. (2022) Design and Implementation of an Industrial Internet Platform Based on Microservice

- Architecture. *Journal of Computer Integrated Manufacturing Systems*, **28**, 1320-1332.
- [4] Liu, Y., Zhang, H., Wang, Z., et al. (2021) Edge Intelligence for Industrial IoT: Challenges and Solutions. *IEEE Internet of Things Journal*, **8**, 12588-12601.
- [5] 崔丽珍, 吴迪, 康凯, 等. 基于改进卡尔曼滤波算法的煤矿井下跟踪方法[J]. 煤矿安全, 2015, 46(11): 114-117.
- [6] Li, T., Chen, J. and He, Y. (2023) A Deep Learning-Based Predictive Maintenance Model for Mining Equipment Using Multi-Sensor Data Fusion. *Advanced Engineering Informatics*, **56**, Article ID: 101935.
- [7] Forgy, C.L. (1982) Rete: A Fast Algorithm for the Many Pattern/Many Object Pattern Match Problem. *Artificial Intelligence*, **19**, 17-37. [https://doi.org/10.1016/0004-3702\(82\)90020-0](https://doi.org/10.1016/0004-3702(82)90020-0)
- [8] 李涛. 5G 技术在智慧矿山通信系统中的应用研究[J]. 工矿自动化, 2023, 49(2): 89-94.
- [9] Zhou, B., Li, F. and Tang, H. (2022) A Survey on IoT Platforms for Smart Mining: Architecture, Enabling Technologies and Challenges. *IEEE Access*, **10**, 68345-68367.
- [10] Xu, X., Chang, J. and An, J. (2014) Research on Context-Aware Implementation Technology for Smart Mine Service Systems. *Journal of Computer Research and Development*, **51**, 2746-2758.