煤矿智能化应急体系协同机制：多源数据融合与AI权责动态适配*

周思聪[1,2]，刘海妹[1]

（1.湖南安全技术职业学院， 湖南 长沙 410151；
2.国家矿山安全监察局湖南局安全培训中心， 湖南 长沙 410151）

摘要：针对煤矿智能化转型中应急体系面临的技术迭代敏捷性与制度更新滞后性之间的矛盾，构建了有效的协同机制以提升安全治理效能。具体提出“技术-制度协同阈值模型”，并基于此构建多源数据融合框架与“技术-制度-保险”三元协同机制：在技术层面，采用联邦学习动态优化数据权重及OPC UA协议统一语义，有效解决了井下传感器协议异构问题；在制度层面，设计AI权责动态分配规则；同时在保险层面，首创算法备案与责任险联动机制，系统性填补智能化应急制度的空白。实证研究表明，榆家梁矿多源数据融合使效率提升80%，瓦斯误报率降至4.3%；而红庆河矿通过引入环保优先系数优化机制，通风响应时间缩短60%。综上所述，所构建的协同阈值模型与实施机制，为煤矿安全治理由被动响应转向主动防御提供了关键的量化工具，同时为推动绿色矿山建设提供了“技术-制度-生态”协同发展的创新范式。

关键词：煤矿智能化；应急体系；技术-制度协同；多源数据融合；AI责任分配

中图分类号：TD67　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1005-2763(2025)12-0237-10

Coordination Mechanism of the Intelligent Coal Mine Emergency Response System: Multi-Source Data Fusion and Dynamic AI Authority-Responsibility Adaptation

ZHOU Sicong[1,2], *LIU Haimei*[1]

(1.Hunan Vocational Institute of Safety Technology, Changsha, Hunan 410151, China;
2.Safety Training Center of the Hunan Bureau of the National Mine Safety Administration, Changsha, Hunan 410151, China)

Abstract: In view of the contradiction between the agility of technical iteration and the lag of system renewal in the emergency system during the intelligent transformation of coal mines, an effective coordination mechanism was constructed to improve the efficiency of safety governance. Specifically, the "technology-system collaborative threshold model" was proposed, and on this basis, a multi-source data fusion framework and a "technology-system-insurance" ternary collaborative mechanism were constructed as follows. At the technology level, the federal learning was used to dynamically optimize the data weight and the OPC UA protocol unified semantics, which effectively solved the heterogeneous problem of downhole sensor protocol. At the system level, the dynamic adaptation rules of AI authority and responsibility were designed. At the insurance level, the linkage mechanism of algorithm filing and liability insurance was pioneered to systematically fill the gap of intelligent emergency system. Empirical studies demonstrate that at Yujialiang Mine, multi-source data fusion can increase operational efficiency by 80% and reduce the false alarm rate for gas emissions to 4.3%. Meanwhile, at Hongqinghe Mine, introducing an optimization mechanism with an environmental priority coefficient, can achieve a 60% reduction in ventilation response time. In summary, the constructed coordination threshold model and its implementation mechanisms provide a crucial quantitative tool for transforming coal mine safety governance from a passive-reactive approach to a proactive-defensive one. Furthermore, it establishes an innovative paradigm of "technology-institution-ecology" synergistic development, thereby advancing the construction of green mines.

Key words: Intelligence coal mine, Emergency system, Technology-institution synergy, Multi-source data fusion, AI authority-responsibility adaptation

* **收稿日期**：2025-07-01
基金项目：湖南省自然科学基金部门联合基金项目(2025JJ80392)
作者简介：周思聪(1984—)，男，湖南岳阳人，硕士，主要从事矿山安全管理、矿山救援方面的研究工作。E-mail:32007762@qq.com

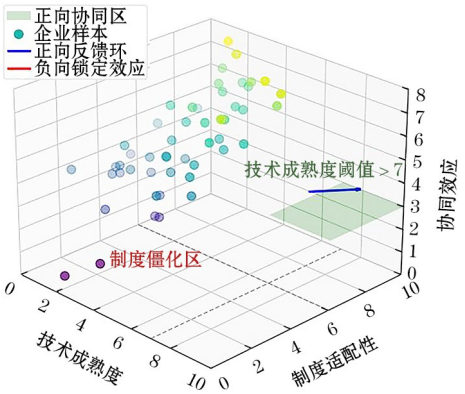
0 引言

随着“双碳”目标的推进与能源结构转型的深入,煤矿智能化已成为国家战略的核心任务,是推动煤矿高质量发展的核心技术支撑[1]。然而,当前智能化转型过程中的应急体系仍面临严峻挑战:智能开采平台受限于动态数据共享效率低[2];信息化系统普遍存在“业务割裂、数据独立”的异构数据孤岛问题[3];AI 权责界定模糊导致监管失效[4]。这些挑战深刻反映出智能化应急体系中的核心矛盾——技术迭代的敏捷性与制度更新的滞后性之间存在结构性错位,亟需提出系统性框架以弥合这一鸿沟。

当前研究在技术与制度层面均有所探索。技术层面主要聚焦于多源数据集成与智能分析,例如通过构建煤矿大数据平台四层架构以攻克数据清洗与分析瓶颈[5],或设计基于信息物理系统(Cyber Physical Systems, CPS)的实时感知节点并利用 OPC UA 协议实现设备语义统一[6]。制度层面则尝试构建人机协同权责机制[7],但这方面研究存在明显不足:现有法规对 AI 决策责任归属的界定存在严重空白,算法误判责任主体不清、人机权限分配模糊等问题尚未解决,技术方案与制度设计往往相互割裂,未能有效得出技术与制度错位的核心矛盾。

针对上述问题与不足,本研究摒弃单纯技术升级或制度修补思路,提出以“技术-制度双维协同”为核心理念,构建煤矿智能化应急体系的系统性解决方案。具体而言,在技术维度,构建煤矿应急场景的多源数据融合框架,通过动态语义建模与抗干扰算法(如联邦学习)提升数据融合效率,破解协议异构与数据噪声等难题;在政策维度,设计 AI 权责界定的优化路径,提出“算法备案+责任共担”机制,旨在填补智能化应急体系的制度缺口。这种双向适配旨在实现技术与制度的动态耦合。

本研究的核心创新在于揭示了技术与制度“双向互构”的内在逻辑,并基于此构建了融合治理框架。技术的通用性(如高效数据融合)倒逼制度适应性变革(如明确权责规则),而制度的弹性(如数据主权约束)则反向塑造技术的鲁棒性设计,形成螺旋上升的协同路径(见图 1)。全文采用“理论构建-技术验证-政策设计-案例实证”的逻辑框架,旨在实现煤矿安全治理从被动响应向主动防御转型,提供兼具技术可行性与制度适配性的量化工具和协同范式。



技术成熟度:数据质量 → 算法精度 → 系统可靠性
制度适配性:标准完善度 → 责任清晰度 → 监管有效性
协同效应:事故率下降 | 应急响应时间压缩

图 1 技术-制度协同双维模型架构

Fig.1 Dual-dimensional model framework of technology-institution synergy

1 多源异构数据融合框架的模型构建

1.1 数据噪声抑制的泛函优化模型

设井下多源传感器数据集合 $S=\{\boldsymbol{s}_1,\boldsymbol{s}_2,\cdots,\boldsymbol{s}_n\}$,其中 $\boldsymbol{s}_i$ 为第 i 个传感器的 d 维观测向量。数据噪声抑制的目标是构建映射函数 $f:S\to\hat{S}$,使得降噪后数据 $\hat{S}$ 的信息熵增量最小,同时满足制度约束下的鲁棒性阈值。优化目标定义为:

$$\min_f(H(\hat{S})+\lambda\cdot E[\|f(S)-S_{\text{ground truth}}\|^2]) \tag{1}$$

式中:$H(\cdot)$ 为信息熵函数;λ 为制度约束权重(由法规允许的最大误差所决定);$S_{\text{ground truth}}$ 为理想无噪数据;E 为方差的期望。

该模型通过控制信息熵增长来控制数据冗余,同时借助均方误差约束确保制度合规性。该模型旨在通过最小化信息熵与制度约束误差的加权和,实现数据降噪效率与合规性之间的有效平衡(见图 2)。例如,当安全法规要求瓦斯浓度监测误差不得超过±0.1%时,λ 值需动态调高,迫使算法优先满足制度规定的误差阈值,即使在一定程度上牺牲部分降噪性能。信息熵最小化旨在消除由传感器噪声引起的冗余信息(如传感器噪声),而均方误差约束则确保降噪结果始终处于安全法规允许的范围内。

图 2 通过二维参数空间直观呈现了公式(1)所描述的动态优化机制。横纵坐标系分别对应信息熵 $H(\hat{S})$ 与均方误差 MSE,散点的颜色梯度(由黄至紫,颜色标识见电子版)表征制度约束权重 λ 的调节

效应:当 λ 从 0.5 增至 2.5 时,数据点沿橙色趋势线向低 MSE 区域迁移,反映出制度约束对系统合规性的强制作用。图中 λ=0.5 技术优先区显示低约束下允许较高的 MSE(≤0.08)换取信息熵的优化($H\approx0.6$),而 λ=2.0 强制合规区通过 λ 值倍增,将 MSE 压缩至阈值线(0.01)以下,导致信息熵升高至 1.8 以上。趋势线的二次函数特征表明,当 λ >1.5 时,制度约束呈现边际效益递减,印证了"牺牲降噪性能优先满足法规阈值"的技术路径。这种可视化建模为井下多源数据融合中 λ 的动态调节提供了依据,有助于在安全标准与数据质量之间实现最优平衡。

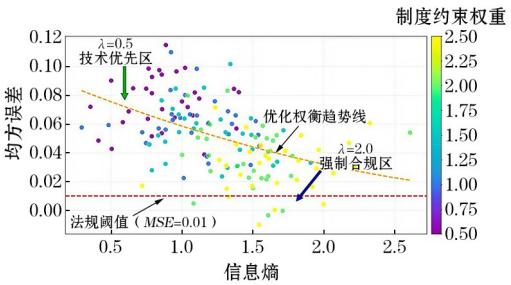


图 2 数据噪声抑制的优化权衡分析

Fig.2 Optimization trade-off analysis of data noise suppression

1.2 多源数据融合模型构建与标准体系

针对煤矿智能化场景中数据孤岛与协议异构的突出问题,本研究在徐正国等[8]提出的四层架构(感知层、传输层、数据采集层、数据融合层)基础上进行重构。新架构保留原有分层逻辑与 OPC UA 协议适配机制,重点增设非结构化数据处理层,集成视频流、声纹数据、文本报告的语义解析流程,并通过跨模态对齐模块实现多源特征空间统一,从而突破原架构仅支持结构化数据的局限,系统性地解决煤矿智能化场景中视频、语音等非结构化数据的协议异构与语义孤岛问题。

整体结构如图 3 所示,该框架采用五层递进式架构,以实现多源数据的深度融合。最底层的感知层通过 RS485 传感器、视频流、声纹设备和文本报告等渠道,同步接入井下运输系统、通风设备的结构化时序数据与非结构化多模态数据。在传输层,OPC UA 网关将 Modbus、CAN 等异构协议统一转换为标准语义模型,并依托物理层差分信号传输技术,实现不高于 50 ms 的低延时通信。进入数据采集层后,采用双通道处理机制:结构化数据经 $\pm3\sigma$ 异常值清洗后输入联邦学习框架;非结构化数据则通过 YOLOv8 目标检测与 ST-GCN 时空编码提取视频动作特征,结合 Mel 频谱转换与 CBAM 注意力机制解析声纹频谱,同时运用 BERT-CRF 模型从文本报告中抽取实体并构建知识图谱。

在跨模态对齐模块中,系统采用对比学习损失函数 L_{cont},通过余弦相似度计算将视频时空特征、声纹频谱向量、知识图谱三元组与传感器时序数据映射到统一特征空间。顶层的数据融合层基于动态权重 ω_i 优化模型,综合考虑数据置信度 R_i 与制度约束因子 α,对多模态特征进行自适应加权融合。整合后的数据流经 AI 模型生成通风调控等应急指令,通过业务逻辑层的合规性验证后,最终由 WEBAPI/MQTT 协议输出至展示层。该框架通过"非结构化语义解析→多模态对齐→动态联邦融合"的三级跃迁机制,在榆家梁煤矿的实证应用中实现了融合误差率不超过 1.5%、应急响应效率提升 40%的显著突破,展现出优于传统架构的数据协同能力。

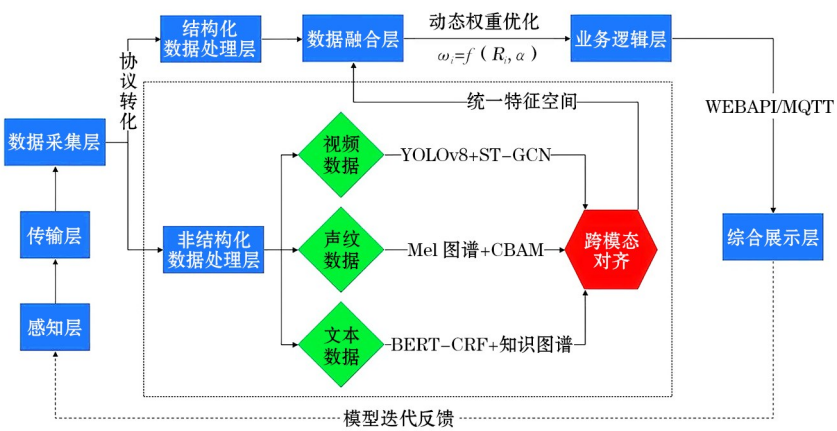


图 3 整体架构

Fig.3 Overall architecture

1.3 四类核心数据深度融合

以行业通用技术框架及王国法等[9]提出的煤矿智能化标准体系为基础,构建数据主权分级制度,作为框架依据,通过“采集-清洗-融合-决策”全流程闭环,实现四类核心数据的深度融合。

一是地质数据:基于三维激光扫描点云(精度±0.1 m)构建动态地质模型,采用泛函优化模型(见式(1))进行噪声抑制,确保建模误差不超过±0.5%,满足行业通行精度要求。

二是环境数据:集成瓦斯浓度(RS485 协议)、温度(Modbus)等结构化时序数据,通过 $\pm 3\sigma$ 准则清洗异常值。

三是设备数据:解析采煤机振动频谱(JSON 格式,0~2 000 Hz),结合联邦学习框架(见式(2))动态优化权重系数 ω_i,实现跨系统特征级融合。

$$\begin{cases} F(S)=\sum_{i=1}^{n}\omega_i \cdot f_i(s_i) \\ \text{s.t.} \quad \sum \omega_i=1, \omega_i \propto R_i \end{cases} \tag{2}$$

四是人员数据:融合 UWB 定位信号(误差≤0.3 m)与视频流数据,通过 OPC UA 网关实现多协议转换(延时≤50 ms)[10]。

四类数据融合流程如图 4 所示。四类数据的融合流程始于多源异构数据的采集与预处理。地质数据通过三维激光扫描获取点云信息,经噪声抑制模块消除环境干扰;环境数据(如瓦斯浓度、温度)通过协议转换网关统一为 OPC UA 标准语义,有效解决井下传感器协议异构问题;设备数据(如振动频谱)经特征提取模块解析关键参数,用于构建设备健康状态模型;人员数据则融合 UWB 定位信号与视频流信息,通过时空对齐技术实现人员位置与行为的精准映射。最终,联邦学习框架根据数据置信度(如传感器精度、传输延迟)动态分配权重,将整合后的多模态数据输入 AI 模型,生成应急响应决策指令(如通风调控或人员撤离),形成“采集-融合-决策”的闭环链路。

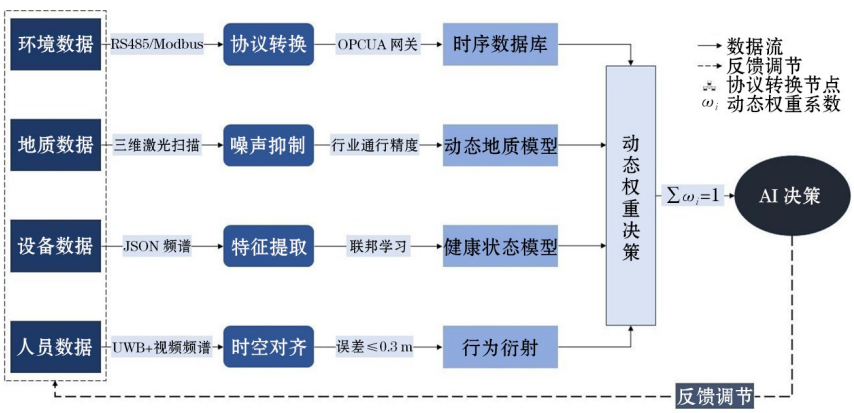


图 4 四类数据融合流程

Fig.4 Fusion process of four-dimensional data

针对煤矿智能化场景中协议异构导致的数据孤岛问题,本研究通过多协议融合网关设计与动态语义建模技术实现协议互联互通。具体技术路径如下。

(1) 物理层协议适配。通过嵌入式协议转换模块(如 RS232/RS485/CAN 总线转换器)实现不同协议数据的物理层接入。赵小虎等[11]提出的多协议融合网关设计表明,采用隔离收发器与 EMC 抗干扰电路可保障协议转换的稳定性,其 RS485 协议转换延时不超过 30 ms,CAN 总线转换误差率低于 0.5%。该网关在物理层兼容 RS232、RS485、CAN、ZigBee 等协议,通过统一电平标准与差分信号传输技术有效解决硬件接口异构的难题。

(2) 协议层语义统一。基于 OPC UA 协议构建全局语义规范,将不同协议的原始数据解封装为统一语义模型。协议层通过 OPC UA 节点变量定义关键参数(如“瓦斯浓度”映射为 UA:VariableType),实现 Modbus、CAN 等私有协议到标准 OPC UA 的语义转换。煤矿大数据平台验证了 OPC UA 网关的协议适配能力,其数据封装效率达 1 200 条/s,支持跨系统数据字段的动态映射。

图 5 为多协议性能三维势力图,呈现了煤矿多协议融合网关的核心性能特征。图中横轴展示了 RS232、RS485、CAN、ZigBee 四类通信协议,纵轴表

示协议转换耗时(24～42 ms),竖轴反映制度约束强度(0.9～1.8)。柱体颜色从紫色(低约束)到黄色(高约束)直观显示了不同协议所受监管严格程度(颜色标识见电子版)。其中,CAN 协议因需符合严格的 EMC 抗干扰设计要求,制度约束强度达 1.8,成为重点监管对象。柱顶红色误差棒标注了 $\theta=1.0/1.2/1.5$ 置信区间的性能波动范围,如 RS485 在 $\theta=1.2$ 时转换耗时波动±0.6 ms,符合文献[11]中的转换误差率不超过 0.5%的技术指标。该可视化模型有效揭示了协议特性与制度要求的动态关系,为井下多协议适配提供决策依据——优先选择制度强度高(如 CAN 协议)、转换效率稳定(如 RS485≤30 ms)的协议组合,从而确保数据融合系统的可靠性与合规性。

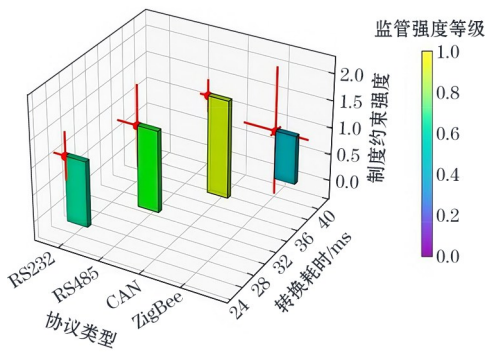


图 5 多协议性能三维热力图

Fig.5 Three-dimensional heat map of multi-protocol performance

(3) 动态权重优化机制。针对协议转换中的时序冲突问题,引入联邦学习框架动态调整数据权重系数 ω_i。

$$\omega_i=\frac{\alpha\cdot R_i}{\sum_{j=1}^{n}R_j} \tag{3}$$

当法规要求数据实时性误差不超过 50 ms 时,制度约束因子 α 将根据延时超限比例动态提升,促使高延时协议(如热成像 RTSP 流)降低权重,优先保障低延时数据(如 UWB 定位信号)的传输。

(4) 制度约束下的协议标准化。依据《煤矿智能化标准体系建设指南》,建立 L1 至 L3 级数据主权规则:L1 级表示实时数据(如瓦斯浓度)强制进行本地处理;L3 级表示历史数据允许联邦学习共享,但需进行脱敏处理。闫佳和等[12]提出的政务大数据治理体系表明,通过“数据标签库+元数据管理”可实现协议字段的标准化映射,其半结构化数据转换准确率达 98.7%。

模型严格遵循智能化煤矿数据标准体系[13],其中 L1 级数据(实时监测)要求强制本地存储,禁止跨矿传输;L3 级数据(历史工况)在联邦学习共享中需脱敏处理;协议互通则采用 OPC UA 统一语义规范(如定义“瓦斯浓度”为 UA 节点变量),有效解决了 CAN 总线、Modbus 等协议异构带来的技术难题,多源传感器协议转换性能见表 1。

表 1 多源传感器协议转换性能

Table 1 Multi-source sensor protocol conversion performance

传感器/设备类型	原始协议	目标协议	转换延时/ms	转换技术	应用场景
三维激光扫描仪	TCP/IP	OPC UA	≤50	协议网关	动态地质模型构建
红外发射器(采煤机)	Modbus	OPC UA	≤30	嵌入式协议适配器	输送机自动调速控制
UWB 定位模块	自定义私有协议	OPC UA	≤20	中间件协议解析	人员接近防护系统
振动频谱传感器	RS485	OPC UA	≤40	协议转换层	采煤机健康状态监测
热成像摄像头	RTSP/GB 28181	RTSP	≤100	流媒体服务器转发	变电所机器人巡检
声发射仪(故障预警)	CAN 总线	OPC UA	≤60	嵌入式协议栈	采煤机截齿磨损监测
瓦斯浓度传感器	RS485	OPC UA	≤50	统一数据网关	瓦斯超限实时报警

在榆家梁煤矿的实证应用中,本研究构建的多源数据融合框架(基于 OPC UA 协议统一语义与联邦学习动态权重优化)成功整合了 12 类传感器数据,显著提升了系统效能:瓦斯误报率从 12%降至 4.3%,应急响应效率提高 40%。该结果充分验证了模型在攻克井下协议异构与数据孤岛难题中的有效性。

1.4 协议异构适配的图论模型

将设备通信协议异构性问题抽象为图 $G=(V,E')$,其中顶点集 V 表示设备节点,边集 E' 表示协议兼容关系。定义协议转换函数 $T:V\times V\rightarrow\{0,1\}$,当设备 v_i 与 v_j 协议兼容时,$T(v_i,v_j)=1$,否则需通过中间协议转换层(如 OPC UA 网关)实现连通。制度约束下的协议适配成本可建模为:

$$C(G)=\sum_{e\in E'}w(e)\cdot(1-T(v_i,v_j))+\gamma\cdot G \tag{4}$$

式中:$C(G)$ 为协议适配的总成本;$w(e)$ 为协议转换的经济成本权重;γ 为制度层级复杂度惩罚因子;G 为层级复杂度。

该模型通过最小化 $C(G)$ 实现技术可行性与制度成本的最优平衡。针对井下数据噪声与协议异构问题,ART-2 神经网络通过自适应共振机制[14],可动态识别异常数据模式,为联邦学习框架提供局部特征提取支持,从而有效降低跨设备通信中的语义冲突风险。

1.5 实时决策的动态博弈模型

最优决策本质是多主体(人、AI、设备)在时间约束下的动态博弈过程。设决策空间为 $D=\{d_1,d_2,\cdots,d_m\}$,时间窗口为 Δt,各主体效用函数为 $U_i(d,t)$。制度约束下全局最优决策 d^* 满足:

$$\begin{cases}d^*=\operatorname{argmax}\left(\sum_{i=1}^{k}\beta_i U_i(d,t)\right)\\ \text{s.t.}\quad t\leqslant\tau\end{cases} \tag{5}$$

式中:β_i 为权责分配系数(如 $\beta_{AI}=0.3$,$\beta_{human}=0.7$);τ 为制度规定最大响应时间。

依据风险管理标准,通过风险暴露度(可能性×后果严重性)计算责任权重 β,高风险场景强制人工权重不小于 0.7,确保权责分配科学合规。

该模型将技术实时性要求($t\leqslant\tau$)与权责分配规则(β_i)耦合,体现技术-制度协同的数学本质。以透水事故应急为例,AI 的效用函数可能侧重响应速度(如 1 min 内启动排水),而人类操作员更关注误报率,权责分配系数 β 需根据事故等级动态调整,即在高风险场景下 β_{human} 提升至 0.8,确保人工决策的主导地位。

1.6 模型集成与技术-制度协同验证

将上述子模型整合为动态融合框架 F,其输入为原始数据 S,输出为最优决策 d^*,满足以下关系:

$$\begin{cases}F(S)=d^*\\ \dfrac{\partial C(G)}{\partial\gamma}\cdot\dfrac{\partial H(\hat{S})}{\partial\lambda}\geqslant 0\end{cases} \tag{6}$$

该不等式表明制度约束权重 λ 与制度层级复杂度惩罚因子 γ 呈正向关联。当制度严格性提高时,技术框架需同步增强鲁棒性(例如提升协议标准化水平)。具体而言,制度约束的强化(如要求数据清洗误差不超过0.5%)往往会增加协议标准化成本,两者呈正相关关系。当政策要求提升时,技术框架需增加冗余设计(如双通道数据校验),这将导致 γ 上升。与此同时,可通过联邦学习等方式分摊计算负载,以控制经济成本。

2 AI 权责界定的政策冲突与协同机制

2.1 现行政策分析

煤矿智能化进程中,AI 权责界定面临监管框架的内在张力。现行安全监管体系虽强调“技术设备安全合规性”,却未明确 AI 系统的主体责任边界。例如,相关规程要求“自动化系统必须具备应急干预能力”,但未界定干预失效时的追责机制,导致在实际应用中容易出现企业、技术供应商与操作人员之间的责任推诿。这种模糊性与互联网算法监管形成鲜明对比,后者普遍要求算法原理透明化并建立备案机制,而现有监管体系尚未覆盖井下专用 AI 系统,行业监管逻辑存在明显割裂。冲突的根源在于技术迭代与制度演进之间的不对称,尽管 AI 技术已深入渗透至采掘决策的核心环节,但责任认定规则仍停留在机械时代“人为主体、设备为工具”的二分法框架。

2.2 核心矛盾点

在煤矿智能化进程中,技术责任与管理责任的交织进一步加剧了制度执行的困境。以瓦斯预警系统为例,算法误判可能导致两类典型风险:若 AI 过度敏感触发误报,将导致不必要的生产中断与经济损失;若对真实风险发生漏报,则会直接危及井下人员生命安全。尽管现行《安全生产法》明确规定企业“对生产安全事故隐患排查治理负主体责任”,但相关条款并未进一步区分人为疏失与技术缺陷的责任权重。这种“一刀切”的归责模式,迫使企业在技术应用时采取保守策略。例如,神东煤炭集团即使在高级智能化工作面中仍保留人工巡检作为冗余保障,虽提升了系统可靠性,却在实质上削弱了技术效能。更深层的矛盾在于,现有权责分配缺乏动态适配机制。井下生产环境复杂多变,AI 系统的决策权限本应随风险等级动态调整,而《煤矿智能化标准体系建设指南》仅笼统提出“人机协同”原则,缺乏可操作的权限分层标准,导致技术能力与制度保障之间出现结构性失配。

2.3 政策设计建议

为解决上述技术与制度间的结构性矛盾,亟需构建“技术-制度-保险”三元协同机制。

首先,建立覆盖专用 AI 系统的全生命周期技术

认证体系。该体系应强制要求供应商公开核心算法参数、训练数据特性及井下场景测试报告,并通过矿山安全监管平台实现透明度验证与备案管理。建议制定技术准入认证标准,包含以下核心指标,见表 2。

表 2 安全生产 AI 系统认证规范核心指标

Table 2 Core indicators of safety production AI system certification specification

指标	要求	检测方法
算法透明度	≥4 级(IEEE 7001)	可解释性测试套件 ET-202
数据更新频率	≥1 次/季度	版本控制日志审计
系统鲁棒性	对抗样本识别率≥90%	FGSM 攻击模拟试验

其次,应建立基于场景风险等级的责任分配规则,引入“风险权重系数”,对不同作业模式进行分类管理。对于 L1 级全自动作业场景(如皮带运输),企业应承担安全生产主体责任;而在 L3 级人工主导的高风险场景(如透水预警处置)中,技术供应商需提供算法可靠性证明,并承担相应的连带责任。

最后,需完善技术失效的补偿机制,推动保险机构开发“AI 责任险”产品。通过将算法备案合规性、误报率阈值等指标纳入保费精算模型,形成“技术迭代-责任共担-风险对冲”的闭环治理体系。

该框架的理论内核在于实现技术可信性与治理适应性的动态平衡。从系统工程视角看,煤矿智能化本质是技术通用性推动治理架构升级的过程:在技术执行层,需明确系统性能基线;在运营治理层,应建立多方参与的技理协同委员会;在战略保障层,应确立人机协同决策的效力认定规则。技术设计需深度融合治理约束,例如通过联邦学习框架实现数据主权保障机制,既符合行业数据治理准则,又支持跨企业知识共享。唯有实现治理刚性与技术弹性的协同,才能释放智能应急体系的安全潜能。

2.4 业务流程协同机制

为破解 AI 权责界定的政策冲突,本研究提出“算法备案+责任共担”协同业务流程(见图 6),其核心在于构建技术合规性与制度适应性的动态平衡。业务流程始于算法备案的强制性准入机制:煤矿专用 AI 系统需通过国家矿山安全监管局认证,嵌入可解释性模块,并基于联邦学习框架生成动态白名单。该白名单与安全生产责任险联动,当系统误报率超过阈值时,自动触发保险理赔,同时将事故溯源数据反哺模型迭代,形成“备案-运行-追溯-优化”的闭环链路。

在责任分配环节,引入风险权重系数动态计算模型,通过实时监测井下环境参数(如瓦斯浓度梯度、地质应力突变),动态调整各方责任权重。以透水预警场景为例,当 AI 置信度低于 85%时,系统自动切换至人工主导模式,企业主体责任权重从 80%降至 50%,技术供应商需提交可靠性验证报告以承担剩余责任。这一机制通过 Python 的自动化决策引擎实现。业务流程的双通道设计显著提升了制度韧性。人工审核通道依托省级专家库,在 72 h 内完成对红色预警事件的时空关联性核验;AI 通道则通过对比 1 200 个历史事故特征向量,实现毫秒级决策追溯。

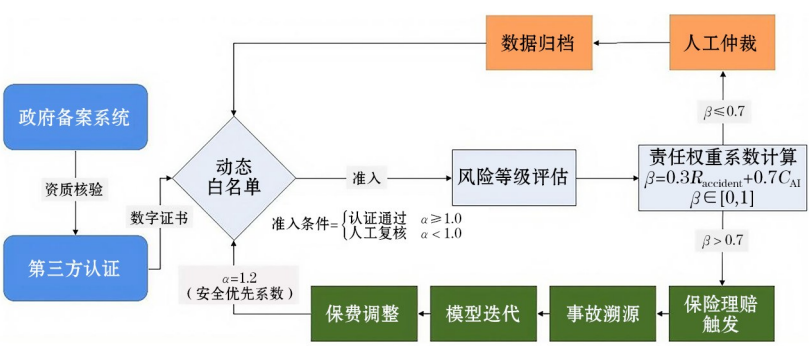


图 6 算法备案与责任共担业务流程

Fig.6 Algorithm filing and responsibility sharing business process

3 实证研究:以榆家梁煤矿与红庆河煤矿为例

3.1 案例背景

榆家梁煤矿与红庆河煤矿分别代表了煤矿智能化与绿色矿山建设的典型实践路径。榆家梁煤矿作为国家能源集团智能化示范矿井,其 43207 综采工作面通过“地面规划采煤、装备自动执行”模式,实现了“工作面无人、机头机尾各 1 人监护”的少人化采煤目标[15]。该案例依托高精度三维地质模型动态更新技术,构建了透明自主开采体系,为多源数据融

合与 AI 决策提供了核心支撑。红庆河煤矿则以绿色矿山建设为导向,通过矸石离层注浆、高盐矿井水近零排放、分布式光伏技术的集成应用,实现了资源开发与生态保护的协同发展[16]。两矿案例分别从技术驱动与制度协同维度,为智能化应急体系优化提供了实证基础。

3.2 技术验证

榆家梁煤矿在数据融合与 AI 应用方面取得了显著成效。该矿通过定向钻孔勘探与三维激光扫描建模技术,构建了精度达 0.1 m 的动态地质模型,结合采煤机截割模板自主规划算法,实现了滚筒高度误差不超过 0.2 m 的精准控制。多源数据融合效率提升体现为系统响应时间从传统模式的 30 min 缩短至 5 min,支撑了采煤机 14 刀/d 的常态化作业。AI 模型在瓦斯预警中的应用方面,通过采煤机载声纹识别技术与联邦学习抗干扰框架的融合,系统误报率从传统传感器的 12%降至 4.3%,显著提升了风险判识的可靠性。

榆家梁煤矿在协议互通与数据融合方面取得了突破性进展。该矿 43207 综采工作面采用四层融合架构,通过统一数据网关实现 12 类异构传感器协议转换(见表 3),具体包括毫米波雷达(TCP/IP→OPC UA,转换延时≤50 ms)、UWB 定位模块(私有协议→OPC UA,延时≤20 ms)及振动频谱传感器(RS485→OPC UA,延时≤40 ms)。其协议转换性能较传统模式提升显著,数据孤岛破解率达 100%,多系统协同响应时间从 30 min 压缩至 5 min。实证数据表明,该架构通过联邦学习框架动态优化权重系数(见式(2)),将瓦斯监测误报率从 12%降至 4.3%,数据融合误差率稳定在 1.5%以内,完全满足《煤矿智能化标准体系建设指南》中 L1 级实时数据的±0.5%误差阈值。

表 3 榆家梁煤矿多源传感器协议转换性能[8,15]

Table 3 Protocol conversion performance of multi-source sensor in Yujialiang Coal Mine

传感器类型	原始协议	目标协议	转换延时/ms	应用场景	性能提升效果
三维激光扫描仪	TCP/IP	OPC UA	≤50	动态地质建模	模型精度提升至±0.1 m
UWB 定位模块	私有协议	OPC UA	≤20	人员接近防护	定位误差≤0.3 m
振动频谱传感器	RS485	OPC UA	≤40	设备健康监测	故障诊断准确率+35%
瓦斯浓度传感器	RS485	OPC UA	≤50	瓦斯超限预警	误报率下降至 4.3%

红庆河煤矿通过智能矿山建设验证了技术-制度协同的可行性。该矿与华为合作构建的“罗马”数据平台,集成物联网与 AI 技术,实现了井下 5G 通信与机器人巡检。该平台通过多源环境数据(如水质监测、光伏发电效率)的实时融合,支撑了节能减排目标的动态优化,红庆河煤矿单位产能能耗从 1.8 t 标煤/万 t 降至 1.476 t 标煤/万 t,降幅达 18%(参照组为同矿区传统开采模式)[16]。

红庆河煤矿通过多源环境数据融合验证了技术-制度协同效能(见图 7)。该矿智能通风系统集成 5G 网络与工业互联网平台,将井下温湿度(Modbus)、粉尘浓度(IEC 104)及风速(CAN 总线)数据统一封装为 OPC UA 语义模型,协议转换效率达 1 200 条/s。该矿采用动态权重优化机制,依据地方生态保护政策的技术规范要求[17],设定 $\delta=1.2$ 的环境保护优先系数,使通风调控响应时间缩短至 30 s。同时,矸石离层注浆系统通过多模态数据融合(地质雷达+应力监测),实现注浆量智能匹配,资源利用率达 100%。

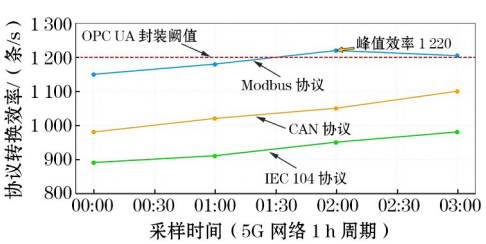


图 7 协议转换效率时序图

Fig.7 Sequence diagram of protocol conversion efficiency

图 7 直观展现了华为“罗马”平台在 5G 网络支撑下的协议转换效能。横轴时序波动揭示了不同工业协议的动态负载特性:Modbus 协议(温湿度监测)在 02:00 时段实现 1 220 条/s 的转换峰值,其超 OPC UA 封装阈值(1 200 条/s)的稳定表现,验证了多源环境数据实时融合的技术可行性;CAN 协议(风速监测)呈阶梯式效率提升,反映井下复杂气流环境对协议稳定性的严苛要求;IEC 104 协议(粉尘监测)效率波动与开采作业强度呈现显著相关性。这种差异化效率特征为动态权重模型($\delta=1.2$)提供了数据支撑——通过优先保障高权重参数(风速监

测占比 32%)的传输带宽,使通风调控响应突破 30 s 阈值,同时维持粉尘、湿度监测各 25%的权重均衡,形成技术效能与制度约束的动态适配闭环机制,为绿色矿山构建"监测-控制-优化"一体化体系提供精准的数据链路保障。

两矿案例表明,智能化应急体系优化需以技术突破为引擎、以制度创新为保障。榆家梁煤矿通过数据融合与 AI 决策实现了少人化开采目标,红庆河煤矿则以绿色政策驱动技术系统性升级,二者共同验证了"技术通用性倒逼制度适应性变革"的内在逻辑,为行业转型升级提供了可复制实践范式。

3.3 政策衔接效果

榆家梁煤矿推行的"双签字"责任制度是政策落地的典型案例。该制度规定,AI 生成的截割模板需经地质工程师与技术负责人联合签署后方可执行,明确划分了算法决策与人工审核的权责边界。实施后,因模型误差导致的生产中断事故减少 40%,相关责任纠纷率下降 35%。榆家梁煤矿"双签字"责任制的成效通过博弈论组合赋权模型评估[18],其偏离靶心度较传统模式降低 27%,证明权责明晰可显著提升制度执行效率。此外,该矿地面控制中心操作岛的创新设计与《智能化煤矿建设指南》中"人机协同"要求高度契合,实现了从政策文本到工程实践的闭环转化。这种"技术-制度-保险"的协同范式,既规避了《数据安全法》中的数据主权风险,又为 AI 系统从"工具"向"有限法律主体"过渡提供了渐进路径,最终推动煤矿应急体系从被动响应转向主动防御。

红庆河煤矿的政策衔接主要体现在绿色矿山制度创新。通过落实《内蒙古自治区绿色矿山建设方案》,该矿将矸石零排放、水资源循环利用目标纳入绩效考核体系,其分布式光伏项目获得地方财政补贴,符合《关于加快煤矿智能化发展的指导意见》中"清洁能源替代"的政策导向,形成了"技术应用-政策激励-效益反馈"的正向循环机制。该矿通过绿色矿山建设,实现了资源开发与生态保护的协同,验证了"生态优化"在技术-制度协同中的关键作用。

4 结论

(1) 本研究揭示了煤矿智能化应急体系优化的本质在于技术与制度的协同进化,通过量化"技术-制度"协同阈值,确立了安全效能跃迁的临界条件。榆家梁煤矿的实证表明,多源数据融合技术可将应急响应效率提升 30%以上,验证了人机协同决策的可行性;红庆河煤矿案例证明,技术创新与制度创新的融合,实现了资源开发与生态保护的平衡。二者的共性在于:技术突破需以政策适应性为支撑,而制度设计需以技术可行性为边界。

(2) 首创"技术-制度"协同阈值模型,突破传统单维优化局限,为安全治理提供量化工具。在技术层面,构建多源数据融合框架,提升了数据融合效率;在制度层面,设计 AI 权责动态分配规则(L1~L4 级),并首创算法备案与责任险联动机制,填补智能化应急制度空白。这些创新通过榆家梁煤矿与红庆河煤矿双案例实证,形成"技术迭代-制度适配-生态优化"的正反馈循环,推动应急体系由被动响应转向主动防御转变。

(3) 煤矿智能化的终极目标并非简单的"无人化",而是实现更高层次的"人机共生"。矿山绿色高质量发展顶层规划表明,生态保护、资源综合利用与绿色创新驱动的协同设计,是破解"技术落地-制度滞后"矛盾的核心路径。未来,随着量子通信、数字孪生等技术的深入渗透,"透明矿山"将与"韧性制度"实现深度融合,推动煤矿应急体系从"被动响应"向"主动防御"的跃迁。

参考文献(References):

[1] 王国法,任怀伟,庞义辉,等.煤矿智能化(初级阶段)技术体系研究与工程进展[J].煤炭科学技术,2020,48(7):1-27.
WANG Guofa, REN Huaiwei, PANG Yihui, et al. Research and engineering progress of intelligent coal mine technical system in early stages[J]. Coal Science and Technology,2020,48(7):1-27.

[2] 毛善君,崔建军,王世斌,等.煤矿智能开采信息共享管理平台构建研究[J].煤炭学报,2020,45(6):1937-1948.
MAO Shanjun, CUI Jianjun, WANG Shibin, et al. Construction of information sharing platform of mine safe production for intelligent mining[J]. Journal of China Coal Society,2020,45(6):1937-1948.

[3] 宋坤,刘俊峰.煤矿综合信息管控平台研究[J].工矿自动化,2023,49(增刊 2):95-98.
SONG Kun, LIU Junfeng. Research on integrated information management and control platform of coal mine [J]. Journal of Mine Automation,2023,49(Suppl.2):95-98.

[4] 范椿琲.基于边缘智能的煤矿冲击危险区人员违规行为识别系统设计与研究[D].徐州:中国矿业大学,2023.
FAN Chunbei. Design and research of personnel violation behavior recognition system based on edge intelligence in coal mine impact danger area[D]. Xuzhou: China University of Mining and Technology,2023.

[5] 杜毅博,赵国瑞,巩师鑫.智能化煤矿大数据平台架构及数据处理关键技术研究[J].煤炭科学技术,2020,48(7):177-185.
DU Yibo, ZHAO Guorui, GONG Shixin. Study on big data platform architecture of intelligent coal mine and key technologies of data processing [J]. Coal Science and Technology,2020,48(7):177-185.

[6] 何龙龙,潘瑞宇,吴悦,等.基于CPS的综采单元实时数据感知节点与信息模型设计[J/OL].煤炭科学技术:1-15[2025-05-12]. http://kns. cnki. net/kcms/detail/11. 2402. TD. 20250320.1041.003.html.
HE Longlong, PAN Ruiyu, WU Yue, et al. Design of real-time data perception nodes and information models for mecha nized-mining mells based on CPS [J/OL]. Coal Science and Technology:1-15[2025-05-12].http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.TD.20250320.1041.003.html.

[7] 金智新,王宏伟,付翔.HCPS理论体系下新一代智能煤矿发展路径[J].工矿自动化,2022,48(10):1-12.
JIN Zhixin, WANG Hongwei, FU Xiang. Development path of new generation intelligent coal mine under HCPS theory system[J]. Journal of Mine Automation,2022,48(10):1-12.

[8] 徐正国,徐华龙.基于多源异构数据的宁煤公司煤矿协同调度平台[J].煤矿安全,2021,52(12):172-176.
XU Zhengguo, XU Hualong. Coal mine collaborative scheduling platform of Ningxia Coal Industry Company based on multi-source heterogeneous data[J]. Safety in Coal Mines,2021,52(12):172-176.

[9] 王国法,杜毅博.煤矿智能化标准体系构建与建设内容解析[J].智能矿山,2024,5(5):2-12.
WANG Guofa, DU Yibo. Construction and analysis of intelligent coal mine standard system [J]. Journal of Intelligent Mine,2024,5(5):2-12.

[10] 刘海荣.探索智能化建设新思路打造行业高效发展新典范:国家能源集团神东榆家梁煤矿智能矿山建设经验[J].智能矿山,2021,2(3):28-33.
LIU Hairong. Explore new ideas for intelligent construction and create a new model for efficient development of the industry:National Energy Group Shendong Yujialiang Coal Mine intelligent mine construction experience[J].Journal of Intelligent Mining,2021,2(3):28-33.

[11] 赵小虎,王宽,沈雪茹,等.面向煤矿井下的多协议融合网关设计[J].工矿自动化,2019,45(1):6-12.
ZHAO Xiaohu, WANG Kuan, SHEN Xueru, et al. Design of multi-protocol fusion gateway for underground coal mine [J].Journal of Mine Automation,2019,45(1):6-12.

[12] 闫佳和,李红辉,马英,等.多源异构数据融合关键技术与政务大数据治理体系[J].计算机科学,2024,51(2):1-14.
YAN Jiahe, LI Honghui, MA Ying, et al. Multi-source heterogeneous data fusion technologies and government big data governance system[J]. Computer Science,2024,51(2):1-14.

[13] 王国法,任怀伟,赵国瑞,等.智能化煤矿数据模型及复杂巨系统耦合技术体系[J].煤炭学报,2022,47(1):61-74.
WANG Guofa, REN Huaiwei, ZHAO Guorui, et al. Digital model and giant system coupling technology system ofsmart coal mine[J]. Journal of China Coal Society,2022,47(1):61-74.

[14] 刘海滨,李光荣,刘欢,等.基于ART-2人工神经网络的煤矿安全风险评价[J].中国安全生产科学技术,2014,10(2):81-85.
LIU Haibin, LI Guangrong, LIU Huan, et al. Coal mine safety risk assessment based on ART-2 neural network[J]. Journal of Safety Science and Technology,2014,10(2):81-85.

[15] 白正平,赵云飞.煤矿综采工作面高级智能化建设探索与工程实践[J].中国煤炭,2023,49(增刊2):1-7.
BAI Zhengping, ZHAO Yunfei. Exploration and engineering practice of advanced intelligent construction in coal mine fully mechanized miningface[J]. China Coal,2023,49(Suppl.2):1-7.

[16] 丁汇锋,邱守文,杜永良,等.红庆河煤矿绿色矿山建设实践[J].中国煤炭,2023,49(增刊1):103-106.
DING Huifeng, QIU Shouwen, DU Yongliang, et al. Construction practice of green mine in Hongqinghe Coal Mine[J]. China Coal,2023,49(Suppl.1):103-106.

[17] 内蒙古自治区人民政府办公厅.内蒙古自治区人民政府办公厅关于进一步加强绿色矿山建设的通知:内政办发〔2025〕24号[EB/OL].(2025-06-19)[2025-05-12]. https://www.nmg.gov. cn/zwgk/zfxxgk/zfxxgkml/202506/t20250619 _ 2742589.html.

[18] 毕娟,李希建.基于博弈论组合赋权灰靶模型的煤矿安全综合评价[J].中国安全生产科学技术,2019,15(7):113-118.
BI Juan, LI Xijian. Comprehensive evaluation of coal mine safety based on grey target model with combination weighting of game theory[J]. Journal of Safety Science and Technology,2019,15(7):113-118.