

煤矿采煤安全风险大数据识别机制研究

文 | 许鹏云 张贝贝 武磊

煤矿采煤的作业环境十分复杂且灾害风险高度集中，传统安全风险识别依靠人工巡检和单点阈值报警，存在“数据孤岛”、预警滞后、感知维度单一等突出问题。随着大数据、人工智能、数字孪生等技术加速向工业领域渗透，构建智能化、系统化的煤矿采煤安全风险大数据识别机制，成为推动行业安全治理转型升级的迫切需要和现实路径。

煤矿采煤安全风险识别的现实困境与数字化转型需求

煤矿采煤作业所处环境复杂且灾害类型多样，像瓦斯爆炸、顶板垮塌、煤尘燃爆等重大事故一直是制约行业安全发展的核心难题。长期以来，传统风险识别模式主要依靠人工巡检、单点传感和经验判断，存在三重结构性瓶颈。其一，“数据孤岛”问题严重，通风、瓦斯、顶板压力、运输等各子系统相互独立且互不联通，海量监测数据无法形成整体态势。其二，预警严重滞后，现有系统大多是阈值报警且以被动响应为主，缺乏对风险演化趋势的动态预判能力。其三，风险感知维度单一，现有监测手段聚焦单一灾种，对瓦斯超限叠加顶板异动等多灾害耦合场景几乎毫无办法。国家矿山安全监察局在2023年相继发布《智能化矿山数据融合共享规范》和《矿山智能化标准体系框架》，明确把大数据、人工智能、数字孪生纳入煤矿安全治理的核心技术路径；《煤矿智能化发展蓝皮书（2025年）》进一步提出到2026年实现重点矿区智能化覆盖的量化目标。

基于大数据的煤矿采煤安全风险识别机制构建

多源异构数据采集与融合体系

大数据识别机制的基础，是构建全面、实时且可靠的数据底座。采煤工作面的风险数据来源具有高度异构性，其中既包含瓦斯浓度传感器、顶板压力监测仪、温湿度探头等设备所产生的结构化时序数据，也涵盖井下视频图像、设备振动声波信号等非结构化数据，还涉及人员定位系统输出的位置轨迹数据。这三类数据在格式、频率与精度方面差异十分显著，若直接进行汇聚，必然引发数据噪声与语义冲突问题。因此，需在感知层部署覆盖全工作面的复合型智能传感网络，依托5G专网实现井下数据的低延迟、高可靠传输；同时，应在传输层建立矿级统一数据中台，参照国家《智能化矿山数据融合共享规范》中关于数据编码、数据采集和数据治理三大专题标准，对多源数据进行清洗对齐与归一化等

处理，从而形成可供上层模型调用的高质量数据集。需特别指出的是，边缘计算节点的引入能够在数据上传前完成本地预处理与初步分析，这不仅有效降低中心平台的计算压力，也能保障在网络波动情况下的数据采集连续性。唯有打通“数据孤岛”、建立统一融合通道，后续的智能识别模型方能在可信数据基础上稳定运行。

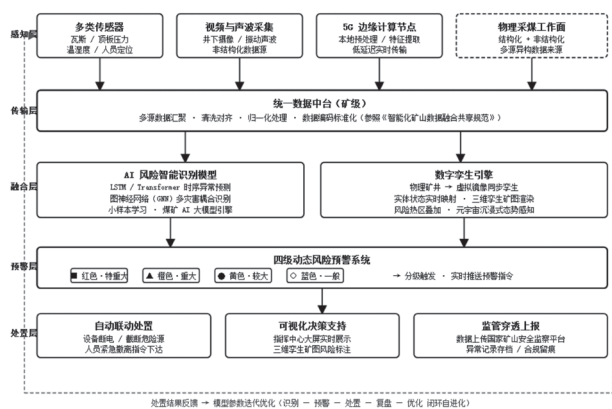
AI驱动的风险智能识别模型

数据完成融合之后，风险识别核心是从海量数据里提取有效特征、判断异常模式及预测风险演化趋势。对于瓦斯浓度、顶板压力这类具备强时序依赖特征的监测数据，可以采用长短期记忆网络（LSTM）或者Transformer架构来构建时序异常预测模型，从而实现对风险突变趋势提前感知，把预警时间窗口从传统的分钟级压缩到秒级。面对多灾害耦合识别这一难点问题，图神经网络（GNN）有着独特优势，将采煤工作面各监测点构建成图节点，依据物理空间关联关系来定义图边，让模型能够捕捉瓦斯超限与顶板异动、通风异常与火灾隐患之间的空间传播关联，突破单灾种独立判断的局限状况。鉴于煤矿场景典型事故样本稀少的客观现实，运用小样本学习和迁移学习技术能够有效缓解因训练数据不足导致的模型泛化性差问题，使识别模型在新矿区或者新工况下依然保持较高准确率。在技术演进的方向上，国家矿山安全监察局推进的“煤矿AI大模型”以大规模预训练作为基础，能够整合历史事故数据、行业知识图谱和实时感知数据，构建起统一的智能识别引擎，代表着当前煤矿安全AI化的前沿探索方向。

数字孪生驱动的动态风险映射

仅仅有数据采集和AI识别，没办法形成直观且可操控的风险态势感知能力，数字孪生技术的引入给采煤安全风险识别提供了虚实融合的动态映射载体。具体来说，是通过在虚拟空间构建和物理采煤工作面高度对应的三维孪生体，把设备运行状态、人员位置、环境参数等实时数据持续映射到

数字镜像，实现“物理矿井 → 虚拟镜像”的同步孪生。在此基础上能够将 AI 模型的识别结果以风险热区形式叠加渲染到孪生矿图，管理人员不用下井就能在指挥中心大屏上直观掌握全工作面风险分布格局与演化动态（见图 1）。



来源：兖矿能源集团股份有限公司南屯煤矿

图 1 基于数字孪生的煤矿采煤安全风险识别系统架构

“五层联动”识别闭环机制框架

上述提到的三个技术模块要有效整合，得有一个系统性机制框架来进行统筹。本文提出“感知—传输—融合—预警—处置”五层联动识别闭环机制，感知层的任务是全面获取多源异构数据，依靠 5G+ 边缘计算保障数据实时可靠流转；传输层要完成异构数据清洗对齐及特征提取；预警层驱动 AI 模型输出红/橙/黄/蓝四级风险评级以实现分级动态预警；处置层依据预警级别触发对应联动响应，像自动截断危险设备供电、向下井人员推送撤离指令、向监察部门上报异常数据等。五层之间会形成强逻辑闭环，每次处置结果会反馈到感知层重新校准模型参数，以此驱动识别精度持续优化。这一机制的核心价值是把原本割裂的“监测—判断—响应”三个被动环节，整合成为一个主动、自适应的智能安全保障体系。

大数据识别机制的实施路径与保障策略

数据治理体系建设

机制能够落地的前提是数据要可信、数据得可用，当前煤矿企业普遍面临多厂商系统同时存在且数据标准各不相同的困境，需要从以下两个层面来推进数据治理工作。在互联网互通层面，要按照“一套标准体系、一张全面感知网络、一条高速数据传输通道、一个大数据应用中心”的建设思路，推动矿企内部各个子系统向统一的数据中台进行汇聚，以此打破条线化的数据壁垒。在数据安全层面，要对工业感知数据实施分级分类的管理，对于涉及生产工艺的核心数据采用本地化存储与加密传输相结合的保护策略，在跨矿区数据共享场景中引入联邦学习技术，实现“数据不出域、价值可流

通”，从根本上消除企业对于数据共享的顾虑，为全局 AI 模型训练提供更为广泛的数据基础。

智能识别平台工程化落地

技术机制从纸面落实到矿井当中，得按照分阶段、有节奏的方式推进工程化部署，建议采用“三步走”策略来开展工作。第一步，要选取地质条件典型且管理基础相对完善的矿区开展试点，以此来验证五层联动机制的技术可行性与响应时效。第二步，需基于试点经验对平台架构与算法参数进行固化，形成能够复制的模块化部署方案，并向区域内同类矿区推广。第三步，要结合国家智能化示范煤矿建设验收标准，推动识别平台和国家矿山安全监察系统实现数据对接，形成企业自治和政府监管双轮驱动的全行业覆盖格局。在关键技术攻关这个方面，需要重点解决传感器标准化不足、跨平台算法泛化性差、系统集成度低这三大工程瓶颈，通过产学研协同机制集中力量进行突破，避免各矿自行开发，从而形成新一轮“信息孤岛”。

机制运行的制度与人才保障

再完善的技术机制，若缺乏配套制度和人才支撑，也很难持续有效运转。在制度层面，需要建立风险识别数据的闭环反馈制度，把每次预警处置的过程数据和结果数据都纳入系统记录，定期开展模型准确率复盘与参数迭代更新工作，形成“识别—预警—处置—复盘—优化”的自我进化机制，以此确保识别能力随时间积累持续提升而不固化僵化。在人才层面，传统安全管理人员迫切需要向“数据敏感型”复合人才转型，要能够读懂 AI 输出的风险判断依据而不只是执行系统指令，这既是机制有效运行的人力保障，也是防止“过度依赖算法、忽视现场经验”风险的关键平衡。另外，把大数据风险识别平台的运行数据接入国家矿山安全监察平台，让监管部门具备对企业安全状态的实时穿透能力，有助于形成政策激励与市场压力双向驱动的推广动力。

结束语

本文围绕煤矿采煤安全风险识别的核心痛点，系统构建了以多源异构数据融合为基础、以 AI 智能识别为引擎、以数字孪生动态风险映射为载体的“五层联动”大数据识别闭环机制，并从数据治理、平台落地与制度保障三个层面提出了可操作的实施路径。研究表明，大数据技术与 AI、数字孪生的深度耦合，能够从根本上突破传统风险识别的时效性与维度局限，推动采煤安全管理从被动应急向主动防控转型。

作者简介：许鹏云 张贝贝 武磊 兖矿能源集团股份有限公司南屯煤矿

责任编辑：王子祺 投稿邮箱：zhouhl@staff.ccidnet.com