

中文引用格式:王启飞,赵逸涵,刘帅,等. 煤矿事故大数据驱动的风险治理模式研究综述[J]. 中国安全科学学报, 2024, 34(7): 28-37.

英文引用格式:WANG Qifei,ZHAO Yihan,LIU Shuai, et al. A review on risk management driven by big data in coal mine accidents[J]. China Safety Science Journal, 2024, 34(7): 28-37.

煤矿事故大数据驱动的风险治理模式研究综述*

王启飞¹, 赵逸涵^{**1,2}, 刘帅¹, 刘昊霖¹, 孙英峰³副教授, 李成武⁴教授

(1 北京建筑大学 机电与车辆工程学院, 北京 102616; 2 北京热力集团有限责任公司, 北京 100028; 3 北京科技大学 大安全科学研究院, 北京 100083; 4 中国矿业大学(北京) 应急管理与安全工程学院, 北京 100083)

中图分类号: X936 文献标志码: A DOI: 10.16265/j.cnki.issn1003-3033.2024.07.0154

基金项目: 国家自然科学基金资助(51274206); “十四五”国家重点研发计划项目(2023YFC3009000); 北京市教育委员会科学研究计划项目(KM202410016004)。

【摘要】 为明确智能化风险治理在煤矿的研究进展, 综合分析数据驱动的煤矿安全风险治理模式研究发展现状, 评述用于煤矿安全风险的不同预测手段和分析模型, 首先, 明确智能化风险治理的概念, 并检索相关文献确定分析范围; 然后, 从数据驱动分析方法、煤矿安全风险治理模型和煤矿大数据预测预警平台等3方面, 综述事故大数据研究现状、存在的问题及发展趋势。结果表明: 煤矿安全领域已基本形成数据驱动的风险分析理论和应用框架, 但仍不能满足风险评估与应急管理的需求。在预警平台应用方面, 已形成统一的、通用的煤矿安全生产大数据分析平台基本框架, 但在生产实际中的应用和推广还远远不够。未来应从提高数据质量和融合动静态多源数据入手, 构建综合风险评估模型, 研判煤炭开采风险, 并加强数据驱动分析在生产实际中的应用, 以推动煤矿安全风险治理模式由经验主义向数据驱动转变, 实现煤矿安全风险治理信息化与智能化。

【关键词】 煤矿事故; 数据驱动; 风险治理; 智能化; 风险评估模型

A review on risk management driven by big data in coal mine accidents

WANG Qifei¹, ZHAO Yihan^{**1,2}, LIU Shuai¹, LIU Haolin¹, SUN Yingfeng³, LI Chengwu⁴

(1 School of Mechanical-Electronic and Automobile Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 102616, China; 2 Beijing Thermal Power Group Co., Ltd., Beijing 100028, China; 3 Safety Science Research Institute, Beijing University of Science and Technology, Beijing 100083, China; 4 School of Safety Science and Emergency Management, China University of Mining and Technology, Beijing 100083, China)

Abstract: In order to clarify the research progress of intelligent risk management in coal mines, the research status of data-driven coal mine safety risk management models was comprehensively analyzed. The prediction methods and analysis models for coal mine safety risk assessment were also reviewed. Firstly, the intelligent risk management was defined, and the scope of analysis was determined by searching relevant literature. Then, the research status, existing problems and development trend of accident big

* 文章编号: 1003-3033(2024)07-0028-10; 收稿日期: 2024-01-16; 修稿日期: 2024-04-25

** 通信作者: 赵逸涵(1999—), 女, 北京人, 硕士研究生, 研究方向为安全生产大数据分析。E-mail: zhaoyihan142@163.com。

data were reviewed from three aspects; data-driven analysis method, coal mine safety risk assessment model and coal mine big data prediction and early warning platform. The results show that the theory and application framework of data-driven risk analysis in the field of coal mine safety has been basically formed, but it still cannot meet the needs of risk assessment and emergency management. In the application of early warning platform, a unified and general basic framework of big data analysis platform for coal mine safety production has been formed, but its application and promotion in production practice are far from enough. In the future, it is necessary to construct the comprehensive risk assessment model to study the risk of coal mining, starting from improving data quality and integrating dynamic and static multi-source data. Besides, the application of data-driven analysis in production practice should also be strengthened. These works can promote the transformation of coal mine safety risk management mode from empiricism to data-driven, and realize the informatization and intelligence of coal mine safety risk management.

Keywords: coal mine accident; data-driven; risk governance; intellectualization; risk assessment models

0 引言

自2020年国家发展改革委、能源局等8部门联合发布《关于加快煤矿智能化发展的指导意见》以来,我国(不含港澳台地区)已建成首批71处智能化示范建设煤矿。煤矿智能化覆盖生产、运营、管理、安全保障等全过程,智能化安全管理是煤矿智能化的必要环节,而风险治理是煤矿安全管理的有机组成部分,实现风险治理智能化是当前亟待解决的关键问题。

现有风险治理智能化研究主要集中在2个方面:①数据驱动的风险分析方法。利用先进的数据融合、数据感知等技术进行事前主动风险研判和预警^[1]。②智能预测预警平台的应用。开发关于动态诊断、灾害预警等煤矿大数据预测预警分析平台,实现计算机和使用者的交互^[2-4]。然而,目前还鲜有煤矿领域智能化风险治理方面的综述研究。

鉴于此,笔者拟采用文献分析和现场调研的方法,总结煤矿事故大数据驱动相关理论及预测预警平台的应用情况,综述煤矿事故数据驱动的风险治理研究现状,以期开展煤矿安全事故智能化防控研究提供新思路。

1 文献综述方法

使用关键词数据挖掘(Data Mining)、文本挖掘(Text Mining)、大数据(Big Data)、风险评估(Risk Assessment)、预测预警(Prediction)、煤矿事故(Coal Mine Accidents)、矿井/井下(Mine/Pit/Underground)、瓦斯(Gas)、顶板(Floor)、突水

(Water-inrush)、运输(Transportation)等关键词,在Web of Science、Scopus、Science Direct、中国知网等4种数据库中,检索煤矿事故大数据领域近3年发表的文献共100余篇。同时,分析文献中的参考文献,追踪同一作者的相关研究成果,并筛选相似成果,选择52篇代表性文献进行综述。

2 事故大数据驱动的风险治理模式

2.1 基于大数据的煤矿安全风险治理

基于大数据的煤矿安全风险治理的核心思想是:围绕煤矿安全风险的“产生-演变-衰退”过程,借助大数据的收集和存储技术,以煤矿安全生产大数据为基础,实现对风险生命周期全过程的实时监控、预测预警、综合评估和控制,从而制定具有针对性的对策。

2.2 数据驱动分析方法

数据驱动分析离不开大型数据集的支持,深入了解煤矿领域数据的来源对于数据驱动的风险分析至关重要^[1]。总的来说,研究使用的数据主要有3个来源,即公共数据库^[2-3]、政府部门^[4-5]和煤炭企业^[6]。数据以政府发布的官方事故调查报告为主。涉及天气、经济、政策等宏观因素^[7-8]的公共数据库也常用于事故分析。此外,煤炭行业使用传感器来监测设备异常或故障、环境异常及人员位置信息^[3,6,8-11],由此获取的数据也是安全生产大数据的重要组成部分。基于调查的数据^[12]、社交媒体数据^[13]和试验/模拟数据^[14]也广泛用于事故预测、安全知识发现、风险评估和异常检测,有结构化、半结构化和非结构化3种基本数据结构^[15],如图1所示。

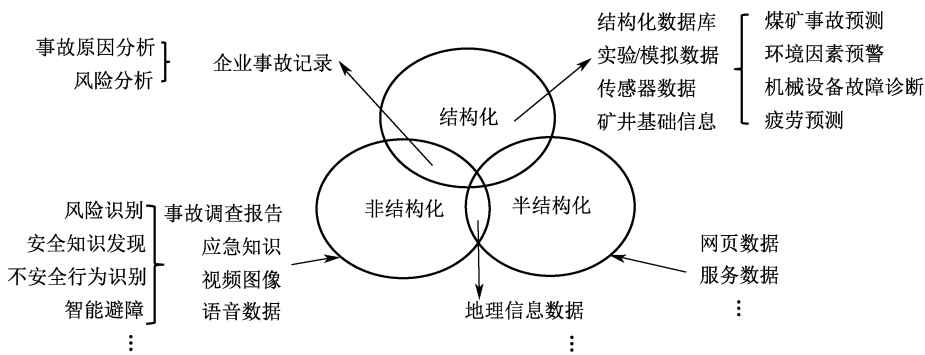


图1 煤矿事故数据来源

Fig.1 Source of coal mine accident data

数据驱动分析通常涉及数据采集、数据存储、数据处理、数据挖掘和知识转化等5个相互关联的要素^[15]。现有研究主要集中在数据挖掘和知识转化, 尽管数据采集、存储和预处理是后续分析的基础^[1,15], 但相关研究较少, 需开展深入分析。

在数据采集方面, 现有研究大多聚焦于矿井监测数据的采集。这类数据的采集方式主要有4种^[10,16]: 传感器自动采集、手持设备采集、人工录入和第三方软件平台自动采集。其中, 通过手持设备采集、人工录入的方式效率低, 且数据传输不稳定, 不符合安全、高效、快捷的行业共识; 采用传感器或第三方软件平台自动采集数据有可靠的数据来源和基础技术的支撑, 但数据采集过程离不开工业

物联网的支持。贺耀宜^[17]、崔亚仲^[9]等均强调煤炭物联网技术在数据采集过程的重要作用, 即实现对煤矿全业务、全过程、多维度、及时的感知。

数据通常采用缓存技术, 如利用 Redis 技术^[16]存储数据库以保证煤矿大数据的完整性。对实时性要求高的矿井监控数据可选用时序数据库^[16], 用于预测预警分析的大数据大多选用关系型数据库存储。煤矿安全大数据存储及预测预警平台研究现状见表1。事故调查报告等非结构化文本数据还需要借助本体和自然语言处理技术转化为可充分共享和高效利用的数据, 产生基于本体的数据库和图数据库^[4-5,18]。上述文献还涉及知识转化过程, 借助推理机实现知识利用^[4]。

表1 煤矿安全大数据存储及预测预警平台研究现状

Table 1 Research status of coal mine safety big data storage and prediction and early warning platform

数据管理平台	所属机构	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
煤矿安全风险预测系统 ^[7]	中国矿业大学(北京) 国家安全生产监督管理总局	✓	✓	✓		✓						
煤矿安全事故数据库系统 ^[3]	太原科技大学					✓			✓	✓		
煤矿安全生产大数据预警预测平台 ^[6]	国家安全生产监督管理总局						✓	✓		✓		
神东智能矿山大数据平台 ^[9]	国家能源集团神东煤炭集团				✓					✓		
煤矿事故案例本体知识库 ^[4]	安徽理工大学										✓	
事故案例数据库 ^[5]	中国矿业大学(北京)										✓	
煤矿井下安全动态信息平台 ^[11]	中国矿业大学(北京)											
煤矿安全生产动态监测预警系统 ^[8]	中国矿业大学			✓		✓				✓		
中国煤矿事故地理参考时空数据库 ^[2]	浙江大学 中国人民大学					✓						✓
智能矿井安全生产大数据集成分析平台及其应用 ^[10]	北京大学						✓			✓		

注: 1-宏观经济数据; 2-气象数据; 3-舆情数据; 4-市场信息; 5-煤矿事故数据; 6-视频图像; 7-生产运营数据; 8-矿井基本信息、地质条件信息; 9-环境监测数据、设备运行数据、人员位置信息; 10-事故调查报告; 11-事故简报。

与数据采集类似, 矿井监测数据的清洗也是难点。煤矿井下恶劣的环境往往导致传感器信号在传输过程中极易受井下干扰源的影响而产生虚假信

号, 或因仪表故障、粉尘、传感器故障、网络传输故障、人工调校等因素引起瞬时值异常或缺失, 这类异常值和缺失值统称为“脏”数据^[19]。数据清洗是指

剔除原始监测数据中的“脏”数据,保留有效信息的过程,是提高数据质量的重要手段,也是数据挖掘前不可或缺的步骤。HUANG等^[20]利用激光多普勒试验获得风速数据,应用自适应卡尔曼滤波(Kalman Filtering, KF)模型清洗风速数据异常值,但该方法不适于数据长时间缺失的场景,且清洗后的数据会与原始值存在较大偏差。赵丹等^[19]提出一种基于堆叠降噪自编码器(Stacked Denoising Autoencoders, SDAE)的矿井风速传感器监测数据清洗模型,利用SDAE模型特征提取和数据重构能力,在清洗和修

复“脏”数据的同时,能保留有效数据,相比于降噪自编码器、长短时记忆神经网络(Long Short-Term Memory, LSTM)和KF等数据清洗模型,该模型的平均绝对误差和均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)均大幅降低。

2.3 基于煤矿数据挖掘的风险评估模型

1) 数据挖掘算法的应用。数据挖掘是数据驱动分析的核心,常借助监督学习、无监督学习、集成学习等机器学习算法来实现,但涉及自动机器学习的研究尚处于起步阶段,如图2所示。

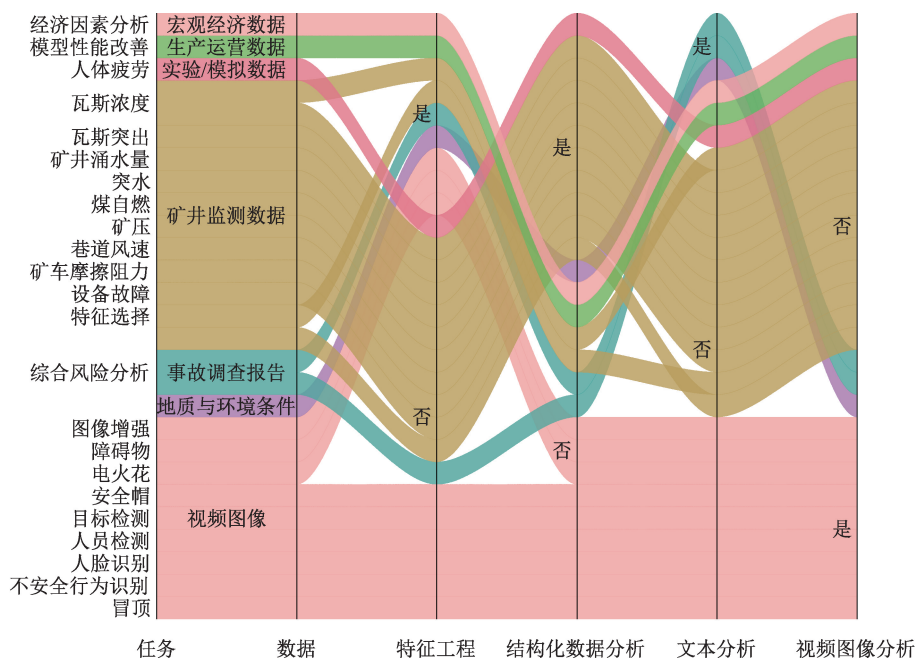


图2 数据挖掘算法的应用现状

Fig. 2 Application status of data mining algorithms

数据挖掘一般流程包括^[15]特征选择、特征工程和模型构建(图3)。涉及机器学习算法的步骤通常是特征工程和模型构建,监督学习分为分类和回归,常用于模型构建,主要区别在于分类旨在预测离散变量,如风险等级,而回归通常用于预测连续值,如瓦斯浓度、矿井涌水量等。支持向量机^[21]、随机森林(Random Forest, RF)^[22]、极限学习机^[12]等浅层学习算法和反向传播神经网络(Back Propagation Neural Network, BPNN)^[23]、霍普菲尔德神经网络^[24]、LSTM^[25]等深度学习算法可实现这些研究目标。目前,基于RF等浅层学习算法的风险评估模型准确率可达82%~90%^[22],离散Hopfield模型的准确率为81.9%^[24]。BPNN、LSTM等算法通常用于回归任务,BP神经网络预测模型的RMSE小于0.1,拟合优度 R^2 大多为0.99^[23]。此外,在煤炭行

业,由于生产过程中形成大量具有时序性的监控数据,LSTM^[25]、门控循环单元^[26]、时间卷积网络^[27]等时间序列预测模型是煤矿领域数据驱动分析的常用算法,多用于瓦斯浓度、矿井涌水量等复杂的预测任务,RMSE小于0.2,拟合优度 R^2 大多为0.85左右。矿井监测数据还具有空间属性^[10],多个监测点间的数值存在相关性^[25],LYU等^[25]考虑这一特性建立了基于LSTM和时空数据融合的瓦斯浓度预测模型。此外,还有采用卷积神经网络与时间序列组合预测模型以充分利用数据的时空动态特性^[28]。另外,模型构建过程往往还有粒子群优化算法^[29]、遗传算法^[23]等智能优化算法的参与,以优化模型参数提高预测性能。

无监督学习算法包括聚类、关联规则分析和降维等,用于特征工程,即筛选变量简化模型以提高性

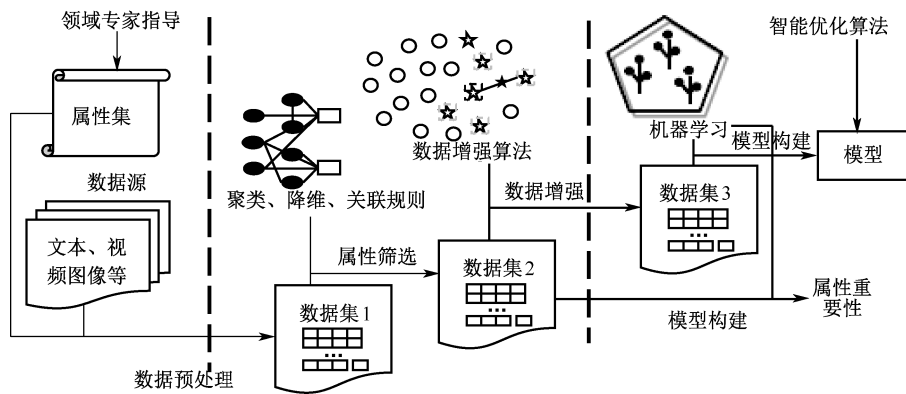


图3 基于机器学习的数据挖掘一般流程

Fig. 3 General process of data mining based on machine learning

能的过程。K-means^[30]聚类算法通常与分类相联系,可用于划分风险等级等,关联规则^[22]算法通常用于筛选与输出指标强相关的变量,这一过程常需要在领域专家的指导下完成,自组织映射神经网络^[31]、t-分布随机邻嵌入^[21]等特征降维算法常用于降低数据集维度以提高模型性能。此外,合成少数类过采样技术^[32]、自适应合成采样法用于不平衡学习、生成对抗网络^[33]等无监督学习算法也值得关注,通常用于处理数据集不平衡问题,进而改善模型精度。可见:随着研究的不断深入和数据量的飞速增长,多种算法组合是当前煤矿大数据挖掘的主要趋势。

2) 数据的应用。煤矿数据具有典型大数据特征,即规模大、种类多、价值密度低、数据更新快^[10],煤炭企业生产过程中形成的大量监测数据为实现各类研究目标提供了数据支持。包括矿井涌水量或突水^[26,34]、瓦斯浓度(涌出量)或瓦斯突出^[25,27]、矿压^[35]、煤自燃^[29,36]、风速^[23]等环境风险因素预测,提升机状态^[37]、通风系统^[38]及其他机械设备故障^[39]等机械设备诊断或预测及人体疲劳监测^[14]。总之,在大量监控数据的支持下,单一风险因素的预测已相对成熟,特别是采用机器学习算法的研究已逐渐取代多元回归预测、自回归积分滑动平均模型等传统的统计学方法。然而,在综合风险评估方面,模糊综合评价等统计学方法仍占据主要地位,部分有关智能风险评估的研究多采用BP神经网络等算法,受限于“信息孤岛”等问题,并不能充分利用数据的时空动态特性^[16]。LYU等^[25]提出了一种基于时空数据融合的瓦斯浓度预测方法。该方法仅考虑相邻监测点的数据,但研究结果显示数据的时空动态特性在瓦斯浓度预测中具有一定的可行性。因此充分利用矿井监测数据的时空动态特性成为亟待解

决的关键问题之一。

煤矿安全生产数据种类多,不仅包括矿井监测数据等结构化数据,还包括图像、视频、应急知识、事故案例等半结构化和非结构化数据^[10],通常需经分析后转化为结构化数据,涉及计算机视觉和自然语言处理等数据驱动分析的重要分支。与矿井监测数据挖掘类似,视频图像适用于单一风险因素预警。具体地,涉及安全帽检测等不安全行为^[40-41]、顶板冒落^[42]、电火花或火焰识别^[43]、障碍物识别^[44]任务,常采用YOLO系列算法^[40-41]、残差神经网络^[45]等。但应注意煤矿井下作业环境具有高湿度、高粉尘、低照度但近光源处光照强的特点,图像存在对比度过低、光照不均匀、信息捕捉不足等问题^[46],给图像特征提取带来诸多不便,需采用图像增强方法加以改善以提高模型性能。针对光照不足,常用的方法多是对直方图均衡化、Retinex理论方法、小波分析方法等的改进。Retinex-Net是基于Retinex理论搭建而成的神经网络,专用于图像增强^[47]。苗作华等^[46]基于该网络提出一种非均匀照度图像增强算法。对于光照对图像识别的干扰,李小伟等^[43]提出矿井电火花图像识别及抗干扰方法。可见:煤矿井下图像增强已相对成熟,探究YOLOv8等新提出或改进ResNet及其余网络用于煤矿井下图像识别的可行性是主要发展趋势。

视频图像和结构化的矿井监测数据常用于单一风险因素预测性分析,而官方事故调查报告常用于综合风险评估^[21,48-50]。官方事故调查报告可提供事故的直接和间接原因,涉及人、机、环、管等各方面,为风险因素分析和综合风险评估提供数据支持。至于研究方法,复杂网络、贝叶斯网络(Bayesian Network, BN)^[48]等模型占据主要地位,特别是BN,通常以概率衡量事故风险。也有部分学者采用机器

学习算法构建数据驱动的预测模型,如 YOU 等^[21]提出基于结构化文本数据的风险评估方法。李红霞等^[22]采用类似的文本挖掘方法构建了不安全行为预警模型,涉及发生情况和次数的预测。但各项研究选择的事故调查报告存在较大差异,最终提取的信息存在一定差异。张景钢等^[48]倾向于分析较大及以上事故的原因,采用了 58 份严重事故的调查报告,提取了 24 个原因, YOU 等^[21]则侧重于瓦斯事故,采用了 593 份瓦斯事故调查报告,提取了 77 个原因, WANG 等^[50]采用 86 份报告,提取了 163 个事故原因,提取的信息更全面,但原因较多,需将防突知识、防治水知识、防冲知识等相似原因合并。可见:现有研究的文本挖掘方法和流程仍需进一步优化,且现有研究大多关注事故原因,而忽略了矿井基础信息和地质条件信息。

除了事故调查报告中的矿井基础信息和地质条件信息,结构化的地质条件信息也很少被用于风险分析。然而,在煤炭行业,地质条件信息代表矿井存在的独特和固有的属性,包括瓦斯等级、水文地质类型和其他因素。除了实时的风险因素,如瓦斯浓度,许多学者都在强调瓦斯等级、水文地质类型等固有地质属性对煤矿生产安全影响。田水承等^[51]将危险源分为 3 类:能量载体或危险物质;机器故障、人为失误和环境因素;组织和管理因素。WANG 等^[52]认为,瓦斯和地质构造因素是煤矿生产系统风险的物质来源,强调地质因素是突水事故的主要原因。XIE 等^[49]考虑地质条件,发现不安全地质条件主要表现在 3 个方面:瓦斯等级、煤炭性质和地质构造因素。可见地质和环境条件不应被忽视。

2.4 煤矿安全风险智能预警平台

煤矿风险治理与软件开发相结合是数据驱动分析成果的应用方式,开发关于动态诊断、灾害预警等煤矿大数据预测预警分析平台,能够实现计算机和使用者的交互。

尽管不同研究问题和数据结构的数据应用策略存在差异,但大多数平台在组成架构方面存在一定共性。典型的煤矿安全生产大数据分析平台的组成框架,如图 4 所示。首先,底层统一接入煤矿设备、生产、安全、监测、地测、管理等数据并进行抽取和清洗,通过数据库实现海量数据的存储访问。然后,利用大数据计算引擎在算法服务统一管理和算法运行统一调度框架下,进行煤矿大数据算法的离线和实时计算。最后,通过整理规范规程体系中的经验或

者现有理论知识,并整合大数据挖掘所得的新知识,利用推理机进行推理^[4],实现知识的转化、集成和利用。各个环节与上述数据采集、数据清洗、数据存储、数据挖掘、可视化和知识转化等的数据驱动分析的基本流程相对应。平台总体架构自下而上分为设备感知层、数据资源层、平台服务层、大数据分析应用层^[10]。毛善君等^[10]基于该框架搭建了完整的煤矿安全生产大数据分析系统,且已在临沂矿业集团部署上线并稳定运行,证明以上设计方法的先进性和实用性。但类似的预测预警系统在生产实际中的应用和推广还远远不够。

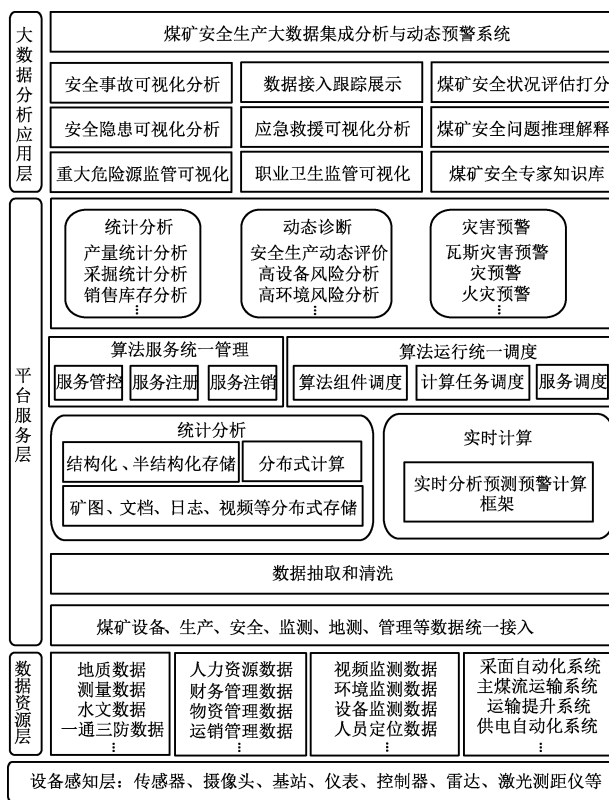


图 4 煤矿安全生产大数据分析平台的组成框架^[10]

Fig. 4 Component framework of big data analysis platform for coal mine safety production

2.5 文献述评小结

在利用数据驱动分析方法开展风险分析的过程中,学者们通过不断提升数据质量和探索新算法的应用,构建各种预测预警模型,使分析结果更符合生产实际。考虑到用于风险分析的数据结构和方法存在差异,分别进行评述。在结构化数据应用方面,传感器、第三方软件平台和工业物联网技术已经相对成熟,在数据清洗和模型构建中应用新算法来提高模型性能是主要的发展趋势。值得注意的是,矿井

监测数据具有时空动态特性,充分利用其时空动态特性进行单一因素预测是一个发展趋势。

与建筑、化工等领域不同,煤矿井下作业环境具有高湿度、高粉尘、低照度但近光源处光照强的特点,图像存在对比度过低、光照不均匀、信息捕捉不足和细节模糊等问题。给图像特征提取带来诸多不便,需采用图像增强方法加以改善提高模型性能。当前成熟的煤矿井下图像增强技术为煤矿井下图像识别提供了支持,不安全行为预警等已相对成熟,探究 YOLOv8 等提出或改进 ResNet 网络及其余网络用于煤矿井下图像识别的可行性是煤矿井下机器视觉的发展趋势。

官方事故调查报告提供了事故原因方面的信息,可用于风险分析和评估。优化文本结构化处理流程及融合其他数据开展综合风险评估是主要的发展趋势。

3 研究不足与展望

基本形成数据驱动的风险分析的理论和应用框架,为煤矿风险治理提供了方法和技术支持,但数据驱动的煤矿安全风险分析还存在以下难点和不足:

1) 矿井监控数据的采集和预处理存在困难,多数据研究采用某一矿井单传感器的数据构建单一风险因素的预测预警模型,很少被用于综合风险评估。尽管有学者提出基于神经网络的数据清洗方法,但还不够成熟,现有研究大多采用卡尔曼滤波等传统方法。

2) 基于数据挖掘的风险分析常采用官方的事故调查报告,但由于研究对象和数据来源不同,现有研究提取的信息存在一定差异。例如:多数研究侧重于某类事故或死亡人数较多的事故,提取的事故原因大多针对一种类型或高风险的事故等。鉴于这种差异存在,需要重新提取适用于煤矿开采系统的风险因素,并优化现有文本挖掘流程。

3) 基于数据挖掘的风险分析大多采用官方的事故调查报告,与视频图像、结构化的矿井监测数据和地质条件信息等数据的融合程度还不够。由于编写者表达习惯不同,官方的事故调查报告中个性化的表达难以逐一识别,提取的信息难免存

在疏漏,需要融合结构化的地质条件信息、矿井监测数据和非结构化视频图像等数据以提高风险分析的准确性。

4) 风险分析研究对矿井基础信息和地质条件信息的考虑不足。与矿井监测数据类似,出于保密原因,这类数据同样难以逐一获取。现有研究通常更关注与其相关联的环境监测数据,忽略了这类数据的使用。

针对上述难点和不足,提出以下展望:

1) 多源数据融合的综合风险评估模型。在模型构建的过程中,建议同时考虑开采环境、作业方式、历史事故、视频监控等结构化非结构化的数据,采用深度学习等先进的技术手段对数据进行预处理,提高模型的准确性。

2) 亟待内容更为全面的事故文本数据集。目前的数据集主要集中在危险程度较高的事故类型,一般事故涵盖较少,不利于煤矿安全精细化管理的需求,建议联合政府、企业和科研院所构建一个类型丰富、定义清晰的煤矿事故数据集。

3) 建立统一的风险因素体系和数据采集、处理的标准,为后续风险分析过程中融合结构化的地质条件信息、矿井监测数据和非结构化视频图像等数据打牢基础,以提高风险分析的准确性。

4 结论

1) 煤矿安全领域已基本形成数据驱动的风险分析的理论和应用框架,现有研究大多以数据挖掘和知识转化为主,已构建了一系列的风险分析模型,但研究深度还不够,尤其是结构化非结构化的矿井监测数据、地质条件信息的融合方面仍有待加强。

2) 在煤矿安全监测预警平台方面,已初步形成统一的、通用的煤矿安全生产大数据分析平台的基本框架,但预测预警平台在生产实际中的适用性、易用性及有效性仍有欠缺。

3) 未来应从提高数据质量和融合动静态多源数据入手,构建综合风险评估模型,研判煤炭开采风险,并加强数据驱动分析在生产实际中的应用,推动煤矿安全风险治理模式由经验主义向数据驱动转变,实现煤矿安全风险治理信息化与智能化。

参考文献

- [1] LEIST A K, KLEE M, KIM J H, et al. Mapping of machine learning approaches for description, prediction, and causal inference in the social and health sciences[J]. Science Advances, 2022, 8(42): 1-3.

- [2] WU Xiao, XU Jianfei, LYU Xuejiao. Establishing a georeferenced spatio-temporal database for Chinese coal mining accidents between 2000 and 2015[J]. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 2018, 10(1): 242-270.
- [3] 张宏丽,乔钢柱,曾建潮. 煤矿安全事故数据库系统的设计与开发[J]. *太原科技大学学报*, 2015, 36(4): 288-293.
ZHANG Hongli, QIAO Gangzhu, ZENG Jianchao. Design and development of coal mine accident database system[J]. *Journal of Taiyuan University of Science and Technology*, 2015, 36(4): 288-293.
- [4] 张宝隆,王向前,李慧宗,等. 煤矿事故案例本体知识库的构建及推理研究[J]. *工矿自动化*, 2018, 44(3): 35-41.
ZHANG Baolong, WANG Xiangqian, LI Huizong, et al. Research on construction and reasoning of coal mine accident case on topology knowledge base[J]. *Industry and Mine Automation*, 2018, 44(3): 35-41.
- [5] 杨梦,陈宁,范誉航. 煤矿事故案例存储与检索研究[J]. *煤炭科学技术*, 2021, 49(9): 103-109.
YANG Meng, CHEN Ning, FAN Yuhang. Study on storage and retrieval of coal mine accident cases[J]. *Coal Science and Technology*, 2021, 49(9): 103-109.
- [6] 陈佳林. 煤矿安全生产大数据预警预测平台研究[J]. *电脑知识与技术*, 2018, 14(1): 26-27,34.
CHEN Jialin. Research on big data early warning and prediction platform for coal mine safety production[J]. *Computer Knowledge and Technology*, 2018, 14(1): 26-27,34.
- [7] 郜彤,刘传安. 基于大数据分析的煤矿安全风险预测系统研究[J]. *煤炭工程*, 2018, 50(7): 173-176.
GAO Tong, LIU Chuanan. Study on coal mine safety risk prediction system based on big data analysis[J]. *Coal Engineering*, 2018, 50(7): 173-176.
- [8] WU Weili. Construction of ecological of monitoring of ecological monitoring and early warning system in coal mine based on big data analysis[J]. *Fresenius Environmental Bulletin*, 2020, 29(5): DOI:10.1007/s12517-019-4855-6.
- [9] 崔亚仲,白明亮,李波. 智能矿山大数据关键技术与发展研究[J]. *煤炭科学技术*, 2019, 47(3): 66-74.
CUI Yazhong, BAI Mingliang, LI Bo. Key technology and development research on big data of intelligent mine[J]. *Coal Science and Technology*, 2019, 47(3): 66-74.
- [10] 毛善君,刘孝孔,雷小锋,等. 智能矿井安全生产大数据集成分析平台及其应用[J]. *煤炭科学技术*, 2018, 46(12): 169-176.
MAO Shanjun, LIU Xiaokong, LEI Xiaofeng, et al. Research and application on big data integration analysis platform for intelligent mine safety production[J]. *Coal Science and Technology*, 2018, 46(12): 169-176.
- [11] WU Yaqin, CHEN Mengmeng, WANG Kai, et al. A dynamic information platform for underground coal mine safety based on internet of things[J]. *Safety Science*, 2019, 113: 9-18.
- [12] 李爽,李丁炜,犹梦洁,等. 基于BN-ELM的煤矿瓦斯安全态势预测方法[J]. *系统工程*, 2020, 38(3): 132-140.
LI Shuang, LI Dingwei, YOU Mengjie, et al. Coal mine gas security situation forecasting method based on BN-ELM[J]. *Systems Engineering*, 2020, 38(3): 132-140.
- [13] 任中杰,张鹏,李思成,等. 基于微博数据挖掘的突发事件情感态势演化分析:以天津8·12事故为例[J]. *情报杂志*, 2019, 38(2): 140-148.
REN Zhongjie, ZHANG Peng, LI Sicheng, et al. Analysis of emotion evolution of emergencies based on Weibo data mining: taking "8·12 accident in Tianjin" as an example [J]. *Intelligence Journal*, 2019, 38(2): 140-148.
- [14] CHEN Ying, LU Caiwu, TIAN Shuicheng, et al. Monitoring and detecting coal miners' fatigue status using MPA-LSSVM in the vision of smart mine[J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2023, 179: 774-783.
- [15] NIU Yi, FAN Yunxiao, JU Xing. Critical review on data-driven approaches for learning from accidents: comparative analysis and future research[J]. *Safety Science*, 2023, 171: DOI:10.1016/J.SSCI.2023.106381.
- [16] 李国民,章罄,贺耀宜,等. 智能矿井多元监控数据集成关键技术研究[J]. *工矿自动化*, 2022, 48(8): 127-130, 146.
LI Guomin, ZHANG Ao, HE Yaoyi, et al. Research on key technologies of multi-element monitoring data integration in intelligent mine[J]. *Industrial and Mining Automation*, 2022, 48(8): 127-130,146.
- [17] 贺耀宜,刘丽静,赵立厂,等. 基于工业物联网的智能矿山基础信息采集关键技术与平台[J]. *工矿自动化*, 2021, 47(6): 17-24.
HE Yaoyi, LIU Lijing, ZHAO Lichang, et al. Key technology and platform of intelligent mine basic information acquisition based on industrial internet of things[J]. *Industrial and Mining Automation*, 2021, 47(6): 17-24.
- [18] 高山,蒋书青,李雷. 煤矿智能安全管控大数据平台研究与应用[J]. *煤炭技术*, 2023, 42(3): 276-280.
GAO Shan, JIANG Shuqing, LI Lei. Research and application of big data platform for coal mine intelligent safety control[J]. *Coal Technology*, 2023, 42(3): 276-280.
- [19] 赵丹,沈志远,宋子豪,等. 智能通风矿井风速传感器数据清洗模型[J]. *中国安全科学学报*, 2023, 33(9): 56-62.
ZHAO Dan, SHEN Zhiyuan, SONG Zihao, et al. Mine airflow speed sensor data cleaning model for intelligent ventilation [J]. *China Safety Sciences Journal*, 2023, 33(9): 56-62.
- [20] HUANG De, LIU Jian, DENG Lijun, et al. An adaptive Kalman filter for online monitoring of mine wind speed[J]. *Archives of Mining Sciences*, 2019, 64(4): 813-827.

- [21] YOU Mengjie, LI Shuang, LI Dingwei, et al. Applications of artificial intelligence for coal mine gas risk assessment[J]. *Safety Science*, 2021, 143; DOI:10.1016/J.SSCI.2021.105420.
- [22] 李红霞,徐浩冉,田水承. 基于随机森林的矿工不安全行为预测预警模型[J]. *中国安全科学学报*, 2022, 32(12): 10-18.
LI Hongxia, XU Haoran, TIAN Shuicheng. A prediction and early warning model of miners' unsafe behavior based on random forest[J]. *China Safety Science Journal*, 2022, 32(12): 10-18.
- [23] 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.
- [24] 李红霞,张倩,田水承,等. 改进离散 Hopfield 神经网络在煤矿人因评估中的应用[J]. *安全与环境学报*, 2023, 23(6): 1978-1984.
LI Hongxia, ZHANG Qian, TIAN Shuicheng, et al. Improved discrete Hopfield neural network for human factors assessment in coal mines[J]. *Journal of Safety and Environment*, 2023, 23(6): 1978-1984.
- [25] LYU Pingyang, CHEN Ning, MAO Shanjun, et al. LSTM based encoder-decoder for short-term predictions of gas concentration using multi-sensor fusion[J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2020, 137: 93-105.
- [26] 连会青,李启兴,王瑞,等. 基于深度学习的 LSTM-GRU 复合模型矿井涌水量预测方法研究[J/OL]. *煤矿安全*: 1-7[2024-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1232.TD.20230902.1311.002.html>.
LIAN Huiqing, LI Qixing, WANG Rui, et al. Research on mine water inflow prediction method of LSTM-GRU composite model based on deep learning[J/OL]. *Coal Mine Safety*: 1-7[2024-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/21.1232.TD.20230902.1311.002.html>.
- [27] 胡青松,郑硕,李世银,等. 基于改进 TCN-TimeGAN 的矿井瓦斯浓度智能预测方法[J/OL]. *煤炭科学技术*: 1-10 [2024-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.TD.20231211.0953.001.html>.
HU Qingsong, ZHENG Shuo, LI Shiyin, et al. An intelligent prediction method of gas concentration in coal mines based on improved TCN-TimeGAN[J/OL]. *Coal Science and Technology*: 1-10[2024-03-10]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2402.TD.20231211.0953.001.html>.
- [28] DEY P, CHAULYA S K, KUMAR S. Hybrid CNN-LSTM and IoT-based coal mine hazards monitoring and prediction system[J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2021, 152: 249-263.
- [29] 汪伟,梁然,祁云,等. 基于 PSO-BPNN 的煤自燃危险性预测模型[J]. *中国安全科学学报*, 2023, 33(7): 127-132.
WANG Wei, LIANG Ran, QI Yun, et al. Prediction model of coal spontaneous combustion risk based on PSO-BPNN[J]. *China Safety Science Journal*, 2023, 33(7): 127-132.
- [30] MIAO Dejun, WANG Wenhao, LYU Yueying, et al. Research on the classification and control of human factor characteristics of coal mine accidents based on K-Means clustering analysis[J]. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2023, 97; DOI:10.1016/J.ERGON.2023.103481.
- [31] 张江石,李泳墩,秦芳,等. 煤矿事故因素的自组织映射分布研究[J]. *中国安全科学学报*, 2023, 33(2): 9-15.
ZHANG Jiangshi, LI Yongtun, QIN Fang, et al. Study on self-organizing mapping distribution of coal mine accident factors[J]. *China Safety Science Journal*, 2023, 33(2): 9-15.
- [32] LUO Xixi, LI Xinchun, GOH Yang Miang, et al. Application of machine learning technology for occupational accident severity prediction in the case of construction collapse accidents[J]. *Safety Science*, 2023, 163; DOI:10.1016/J.SSCI.2023.106138.
- [33] 王均利,李佳悦,李秉天,等. 基于深度学习的煤矿井下低光照人脸检测方法[J]. *工矿自动化*, 2023, 49(11): 145-150.
WANG Junli, LI Jiayue, LI Bingtian, et al. Deep learning based face detection method under low illumination conditions in coal mines[J]. *Industrial and Mining Automation*, 2023, 49(11): 145-150.
- [34] DONG Fangying, YIN Huiyong, CHENG Wenju, et al. Quantitative prediction model and prewarning system of water yield capacity (WYC) from coal seam roof based on deep learning and joint advanced detection[J]. *Energy*, 2024, 290; DOI:10.1016/J.ENERGY.2023.130200.
- [35] 李泽西. 基于可变时序移位 Transformer-LSTM 的集成学习矿压预测方法[J]. *工矿自动化*, 2023, 49(7): 92-98.
LI Zexi. Ensemble learning mine pressure prediction method based on variable time series shift Transformer-LSTM [J]. *Industrial and Mining Automation*, 2023, 49(7): 92-98.
- [36] WANG Kai, LI Kangnan, DU Feng, et al. Research on prediction model of coal spontaneous combustion temperature based on SSA-CNN[J]. *Energy*, 2024, 290; DOI:10.1016/J.ENERGY.2023.130158.
- [37] 王琛,杨岸. 矿井提升机健康状态评估与预测系统研究[J]. *工矿自动化*, 2023, 49(10): 75-86.
WANG Chen, YANG An. Research on the health evaluation and prediction system for mine hoists[J]. *Industrial and Mining Automation*, 2023, 49(10): 75-86.
- [38] 赵丹,沈志远,刘晓青. 基于 OCISVM 的矿井通风系统在线故障诊断[J]. *中国安全科学学报*, 2022, 32(10): 76-82.

- ZHAO Dan, SHEN Zhiyuan, LIU Xiaoqing. Online fault diagnosis of mine ventilation system based on OCISVM[J]. China Safety Science Journal, 2022, 32(10): 76-82.
- [39] 郑磊. 基于时序数据的工作面设备故障预测研究[J]. 工矿自动化, 2021, 47(8): 90-95.
- ZHENG Lei. Research on fault prediction of workplace face equipment based on time series data[J]. Industrial and Mining Automation, 2021, 47(8): 90-95.
- [40] LI Haibin, WU Dengchao, ZHANG Wenming, et al. YOLO-PL: Helmet wearing detection algorithm based on improved YOLOv4[J]. Digital Signal Processing, 2023, 144; DOI:10.1016/J. DSP. 2023. 104283.
- [41] WANG Zheng, LIU Yan, DUAN Siyuan, et al. An efficient detection of non-standard miner behavior using improved YOLOv8[J]. Computers and Electrical Engineering, 2023, 112; DOI:10.1016/J. COMPELECENG. 2023. 109021.
- [42] ISLEYEN E, DUZGUN S, MCKELL CARTER R. Interpretable deep learning for roof fall hazard detection in underground mines[J]. Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering, 2021, 13(6): 1 246-1 255.
- [43] 李小伟, 王建业. 高采样频率的矿井电火花图像识别及抗干扰方法研究[J]. 工矿自动化, 2023, 49(8): 88-93, 147.
- LI Xiaowei, WANG Jianye. Research on high sampling frequency mine electric spark image recognition and anti-interference methods[J]. Industrial and Mining Automation, 2023, 49(8): 88-93, 147.
- [44] 章赛, 纪凡, 卢才武, 等. 低照度下改进 YOLOX 的煤矿无人电机车轨道障碍物检测方法[J]. 安全与环境学报, 2024, 24(3): 852-961.
- ZHANG Sai, JI Fan, LU Caiwu, et al. An improved YOLOX detection method for tracking obstacles of unmanned electric locomotives in coal mines under low lighting[J]. Journal of Safety and Environment, 2024, 24(3): 852-961.
- [45] 温廷新, 王贵通, 孔祥博, 等. 基于迁移学习与残差网络的矿工不安全行为识别[J]. 中国安全科学学报, 2020, 30(3): 41-46.
- WEN Tingxin, WANG Guitong, KONG Xiangbo, et al. Identification of miners' unsafe behaviors based on transfer learning and residual networks[J]. China Safety Science Journal, 2020, 30(3): 41-46.
- [46] 苗作华, 赵成诚, 朱良建, 等. 矿井井下非均匀照度图像增强算法[J]. 工矿自动化, 2023, 49(11): 92-99.
- MIAO Zuohua, ZHAO Chengcheng, ZHU Liangjian, et al. Image enhancement algorithm for non-uniform illumination in underground mines[J]. Industrial and Mining Automation, 2023, 49(11): 92-99.
- [47] 赵征鹏, 李俊钢, 普园媛. 基于卷积神经网络的 Retinex 低照度图像增强[J]. 计算机科学, 2022, 49(6): 199-209.
- ZHAO Zhengpeng, LI Jungang, PU Yuanyuan. Low-light image enhancement based on Retinex theory by convolutional neural networks[J]. Computer Science, 2022, 49(6): 199-209.
- [48] 张景钢, 王清焱, 赵淑枫. 基于贝叶斯网络的 HAZOP-LOPA 煤矿安全风险评价方法应用研究[J]. 矿业安全与环保, 2022, 49(1): 114-120.
- ZHANG Jinggang, WANG Qingyan, ZHAO Shufeng. Application of HAZOP-LOPA coal mine safety risk assessment method based on Bayesian network[J]. Mining Safety and Environmental Protection, 2022, 49(1): 114-120.
- [49] XIE Xuecai, SHEN Shifei, FU Gui, et al. Accident case data-accident cause model hybrid-driven coal and gas outburst accident analysis: evidence from 84 accidents in China during 2008-2018[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2022, 164: 67-90.
- [50] WANG Yuxin, FU Gui, LYU Qian, et al. Accident case-driven study on the causal modeling and prevention strategies of coal-mine gas-explosion accidents: A systematic analysis of coal-mine accidents in China[J]. Resources Policy, 2024, 88; DOI:10.1016/J. RESOURPOL. 2023. 104425.
- [51] 田水承, 李红霞, 王莉, 等. 从三类危险源理论看煤矿事故的频发[J]. 中国安全科学学报, 2007, 17(1): 10-15.
- TIAN Shuicheng, LI Hongxia, WANG Li, et al. Probe into the frequency of coal mine accidents based on the theory of three types of hazards[J]. China Safety Science Journal, 2007, 17(1): 10-15.
- [52] WANG Dandan, SUI Wanghua, RANVILLE J F. Hazard identification and risk assessment of groundwater inrush from coal mine: a review[J]. Bulletin of Engineering Geology and the Environment, 2022, 81(10): DOI:10.1007/S10064-022-02925-3.

作者简介: 王启飞 (1990—), 男, 河南信阳人, 博士, 讲师, 主要从事安全生产大数据、城市运行风险管理、韧性城市、建筑和矿山安全管理等方面的研究。E-mail: wangqifei@bucea.edu.cn。

