

人工智能在企业安全生产管理工程中的应用综述

——从视觉感知到大模型智能决策的演进

李 龙¹, 杜晨晨²

¹新疆鲁源应急科技有限公司, 新疆 喀什

²中国矿业大学(北京)力学与土木工程学院, 北京

收稿日期: 2026年6月28日; 录用日期: 2026年7月20日; 发布日期: 2026年7月30日

摘 要

安全生产是企业发展的生命线, 亦是现代企业管理工程领域的核心课题。随着工业化推进和企业规模扩大, 传统人工巡查、被动响应的安全监管模式已凸显效率低、盲区大、实时性差等局限。本文从管理工程与信息技术交叉融合的视角, 综述人工智能技术在企业安全生产中的应用现状与发展潜力, 重点梳理计算机视觉、物联网与机器学习、数据挖掘与自然语言处理等核心应用场景, 分析技术落地面临的数据孤岛、模型泛化不足及部署成本高的挑战, 展望端云协同与大模型应用趋势, 为企业构建闭环的智慧安全管理工程体系提供理论参考。

关键词

人工智能, 安全生产, 管理工程, 计算机视觉, 预测性维护, 风险预警

A Review of the Application of Artificial Intelligence in Enterprise Work Safety Production Management Projects

—The Evolution from Visual Perception to LLM Intelligent Decision-Making

Long Li¹, Chenchen Du²

¹Xinjiang Luyuan Emergency Technology Co., Ltd., Kashgar Xinjiang

²School of Mechanics and Civil Engineering, China University of Mining and Technology, Beijing, Beijing

Received: June 28, 2026; accepted: July 20, 2026; published: July 30, 2026

文章引用: 李龙, 杜晨晨. 人工智能在企业安全生产管理工程中的应用综述[J]. 管理科学与工程, 2026, 15(4): 848-855.
DOI: 10.12677/mse.2026.154082

Abstract

Work safety is the lifeline of enterprise development and also a core research topic in the field of modern enterprise management engineering. With the advancement of industrialization and the expansion of enterprise scale, the traditional safety supervision mode relying on manual inspection and passive response has prominently exposed limitations such as low efficiency, widespread blind areas and poor real-time performance. From the interdisciplinary perspective of management engineering and information technology, this paper summarizes the application status and development potential of artificial intelligence technology in enterprise work safety. It mainly sorts out the core application scenarios of computer vision, Internet of Things combined with machine learning, data mining and natural language processing. The challenges faced by technology implementation are analyzed, including data silos, insufficient model generalization ability and high deployment costs. Furthermore, the development trends of edge-cloud collaboration and large model application are prospected, providing theoretical references for enterprises to construct a closed-loop intelligent safety management engineering system.

Keywords

Artificial Intelligence, Safety Production, Management Engineering, Computer Vision, Predictive Maintenance, Risk Early Warning

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

在现代工业经济体系中, 安全生产既是企业可持续发展的根基, 也直接关系到员工生命财产安全与社会稳定。尤其是制造业、化工、矿山、建筑施工等行业, 作业环境复杂、操作流程繁琐、人机交互密集, 安全生产事故防范工作一直面临不小压力。过去, 企业安全监管主要依靠制度约束、安全员现场巡查和定期安全培训, 但随着企业规模扩大、生产要素不断集中, 这种“人盯人”的传统模式, 受人力成本、人员疲劳和主观疏漏等因素影响, 很难实现全天候、无死角的安全监控。

近年来, 新一轮科技革命快速推进, 人工智能、物联网、大数据等新一代信息技术加速融入工业领域。人工智能不仅能高效处理海量数据, 还可通过深度学习自动提取特征、识别复杂模式。将其应用于企业安全生产, 能够从监控视频、传感器数据和历史安全日志中, 主动排查“人的不安全行为”与“物的不安全状态”, 推动企业安全管理从传统的“事后处理”, 向“事前预防、主动防御”转变。

在现代管理工程的视角下, 企业安全防范已不再是单一的隐患排查, 而是一个涵盖“人-机-环-管”全要素的复杂系统工程。为了直观体现从底层数据“感知”到顶层智能“决策”的整合演进路径, 本文构建了一种基于人工智能的智慧安全管理工程闭环架构(如图1所示)。该架构以数据感知层为基础, 依托高清视频监控、边缘物联网传感设备与企业信息管理系统, 全面采集人员行为、设备运行参数与安全日志等多模态异构数据; 随后, 这些海量数据被汇聚至智能算法层, 通过计算机视觉(CV)、机器学习与自然语言处理(NLP)等核心技术进行深度的特征提取与异常模式识别; 进而, 知识推理层结合安全知识图谱与数字孪生技术, 实现跨模态特征的关联分析与逻辑推演, 将碎片化的报警信息转化为系统化的风险认知; 最终, 在决策应用层, 大语言模型(LLMs)化身智慧大脑, 辅助生成动态管控指令与自动化风险

定级, 并向下反馈优化策略, 从而彻底打通“事前预警、事中干预、事后溯源”的安全管理闭环。基于此整体架构, 本文将分节详细梳理各项核心 AI 技术在企业安全生产中的具体应用场景, 剖析其落地面临的多维度挑战, 并对未来的技术演进趋势进行前瞻性展望。

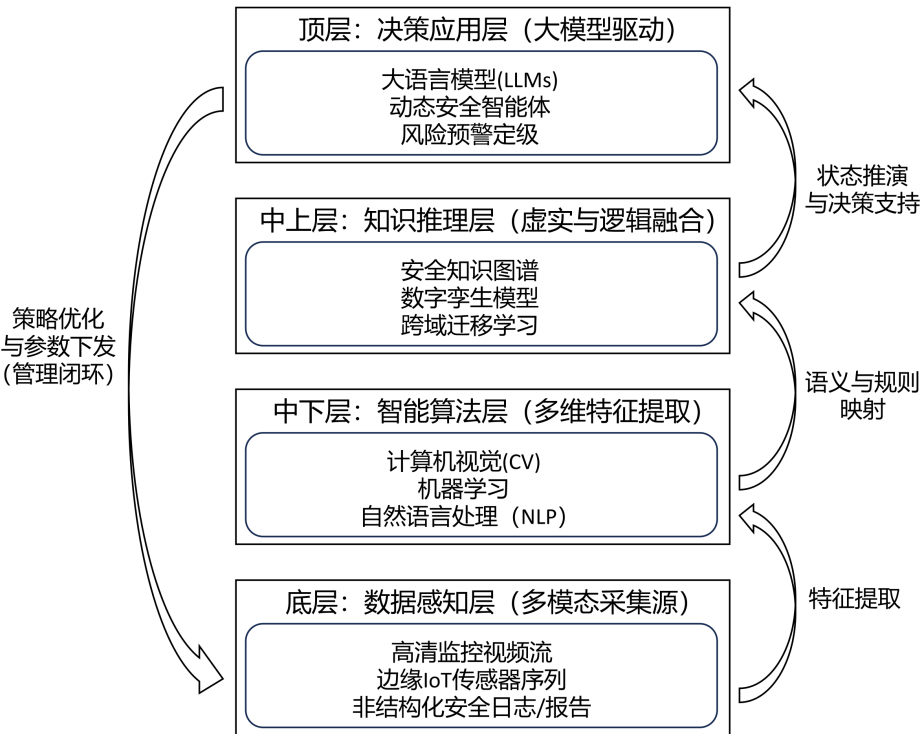


Figure 1. AI-based closed-loop architecture for enterprise intelligent safety management projects
图 1. 基于 AI 的企业智慧安全管理工程闭环架构

2. 计算机视觉在作业人员与环境监控中的应用

在企业安全生产管理中, 计算机视觉(CV, Computer Vision)技术正扮演着“不知疲倦的智能安全员”的角色。相较于传统依赖人工巡检和规则判断的被动模式, 基于深度学习和卷积神经网络(CNN, Convolutional Neural Network)的端到端 CV 技术能够自动提取特征, 展现出强大的场景泛化能力[1]。本节主要围绕劳保用品智能检测、不安全行为识别以及危险区域追踪三个维度, 综述视觉算法在人员违规操作识别中的最新应用进展。

2.1. 劳保用品(PPE, Personal Protective Equipment)的智能检测与多场景适配

正确佩戴个人防护装备(PPE)是降低工业现场伤亡率的第一道防线。近年来, 单阶段目标检测算法(如 YOLO 系列)因其兼顾高精度与实时性, 成为该领域的主流框架。然而, 工业现场常面临光照不足、目标密集及严重遮挡等挑战。针对地下煤矿等低照度复杂环境, Wang 等(2025)提出了一种改进的 YOLOv7 模型, 通过引入 Ghost Bottleneck 轻量化模块与自适应空间特征融合机制, 有效提取了防尘口罩和矿灯等微小目标的特征, 在降低模型参数量的同时, 大幅提升了召回率[2]。

此外, 检测算法的骨干架构正逐步向 CNN 与 Transformer 融合的方向演进。Wang 等(2025)在最新的 YOLOv10 框架中对比了多种骨干网络, 结果表明, 采用 Swin Transformer 的架构在处理多尺度对象和局部遮挡时表现最佳, 其在固定监控视角下的平均精度达到了 94.24%, 有效克服了身体穿戴摄像机带来的

运动模糊问题[3]。针对深度学习模型对海量标注数据的依赖及高昂的标注成本, Chen 等(2025)开发了一种基于 YOLOv5 的半监督目标检测框架。该方法利用伪标签技术和强/弱数据增强策略进行联合训练, 在仅使用 50%标注数据的情况下, 即可达到与全监督学习相当的检测精度, 极大降低了 AI 算法在实际工程中的落地成本[4]。

2.2. 违规操作与不安全行为的动态时序监控

仅识别静态的物理佩戴状态不足以全面防范风险, 对作业人员动态不安全行为的监控同样关键。Cai 等(2025)在综述中指出, 单纯的目标检测无法捕捉肢体间的空间分布规律, 目前前沿研究正转向基于姿态估计(Pose Estimation)的行为分析。例如, 通过结合 OpenPose 与时空图卷积网络, 算法能够提取人体骨骼关键点的时空特征, 进而精确识别工人的复杂违规动作(如违规操作机械、疲劳作业) [1]。

值得注意的是, 传统基于单帧图像的违规判定极易因瞬间的动作遮挡产生误报。为此, Chen 等(2025)提出了一种创新的基于视频流的 PPE 违规片段自动裁剪方法[4]。该算法引入了视频帧时间阈值, 结合工种角色对应的安全规则, 在连续多帧内追踪人员状态; 只有当违规帧数超过设定阈值时, 才会判定为“确认违规”并生成视频证据[4]。这种从“单帧识别”到“时序逻辑”的跨越, 不仅有效滤除了因快速移动引起的假阳性误判, 还为企业开展基于行为的安全管理提供了直观的数据支持。同时, 在应对低分辨率等“困难样本”时, 优化卷积头结构与激活函数也被证实能显著增强模型对微小违规动作的特征辨识度[5]。

2.3. 危险区域入侵追踪与空间关系计算

在人机交叉作业频繁的重工业场景中, 工人误入危险区域(如重型机械作业半径、高空临边)是引发重大事故的核心诱因。为实现连续的轨迹追踪与电子围栏预警, 多目标追踪(MOT, Multi-Object Tracking)技术被广泛应用。Wang 等(2025)将改进的 YOLOv7 与 OSNet_DeepSORT 追踪算法相融合, 利用 OSNet 强大的多尺度特征重识别能力, 有效解决了工人在重型设备遮挡下发生的 ID 频繁切换问题, 实现了对人员轨迹的连续稳定追踪。

结合追踪算法, 现代视觉系统通常采用“Tracking by Detection”范式。通过计算检测框之间的交并比、中心点距离, 乃至将 2D 像素坐标映射至 3D 空间, 系统能够动态测算人员与危险源(如塔吊、挖掘机)的相对空间距离[1]。一旦突破设定的安全阈值, 端侧设备即可触发低延迟的现场报警, 从而将安全监管从“事后追责”彻底转变为“事前阻断”。

3. 物联网与机器学习在关键设备维护中的应用

虽然计算机视觉技术在防范人员不安全行为方面卓有成效, 但企业安全生产的另一大核心在于“物”的安全状态, 即关键生产设备(如旋转机械、航空发动机等)的可靠运行。传统的“事后维修”或“定期保养”模式不仅成本高昂, 且难以防范突发性设备故障引发的安全事故。随着工业物联网与机器学习的深度融合, 设备健康管理正加速向预测性维护(Predictive Maintenance, PdM)转变。本节主要探讨基于边缘计算的实时监测、基于数字孪生(DT, Digital Twin)的数据增强以及剩余使用寿命(RUL, Remaining Useful Life)预测技术在设备防故障中的前沿应用。

3.1. 基于边缘物联网与可解释机器学习的实时监测

在现代智能工厂中, 设备传感器每秒都会产生海量的多维时间序列数据。如果将所有数据上传至云端进行处理, 将面临极高的网络延迟与带宽压力。为了满足工业现场对故障预警实时性的严苛要求, 边缘计算技术被引入到预测性维护中。Xiao 等(2024)提出了一种基于边缘物联网的堆叠集成预测模型(ERF-XGB) [6]。该模型在边缘侧融合了随机森林和极端梯度提升算法作为基学习器, 并通过线性回归输出最

终预测结果。在针对涡轮风扇发动机(PHM08 数据集)的测试中, 该轻量化集成模型展现了极低的均方根误差(RMSE = 18.271)。

值得关注的是, 工业界对深度学习模型一直存在“黑盒效应”的担忧。为提高安全管理人员对算法决策的信任度, Xiao 等(2024)将 SHAP (Shapley Additive Explanations)可解释性 AI 方法引入模型。SHAP 不仅能量化并可视化各个传感器特征(如特定温度、振动频段)对设备失效的全局贡献度, 还能针对单次异常报警给出局部解释, 从而帮助现场工程师快速锁定潜在的机械故障源, 大幅提升了排险效率[6]。

3.2. 应对数据稀缺：数字孪生驱动故障数据增强

尽管机器学习在预测性维护中表现优异, 但其性能高度依赖于大规模且分布均衡的训练数据。在实际工业生产中, 关键设备绝大多数时间处于健康运行状态, 真实的故障样本极其稀缺(即“长尾分布”问题), 这极大限制了诊断模型的泛化能力。为此, 数字孪生(DT)技术成为了突破数据瓶颈的核心手段。

Ngandu Kalala 等(2026)提出了一种基于数字孪生混合数据增强的创新方法, 用于齿轮箱的智能故障诊断。该研究首先构建了包含不同损伤程度(如不同深度的齿面裂纹)的单级减速齿轮箱高保真动态物理模型, 生成了大量的模拟故障振动数据[7]。随后, 研究人员将这些纯数值仿真数据与少量的真实实验数据进行“定量”与“定性”的混合融合。实验结果表明, 在仅提供 20%真实实验数据的情况下, 结合数字孪生生成的模拟数据, 支持向量机和 K 近邻等分类器的故障识别准确率即可突破 90%。这一混合驱动策略有效解决了机器学习在工程落地中面临的“缺乏故障样本”这一致命痛点, 相关技术应用场景对比详见表 1。

Table 1. Typical application scenarios and technology comparisons of artificial intelligence in enterprise work safety production
表 1. 人工智能在企业安全生产中的典型应用场景与技术对比

应用场景	核心技术/算法	主要解决的安全痛点	技术优势
作业人员监控	YOLO 系列、姿态估计、DeepSORT 追踪。	劳保用品漏戴、违规操作、误入危险区。	全天候无盲区、抗遮挡、时序追踪降低误报率。
设备预测性维护	边缘物联网、集成学习(XGBoost)、数字孪生。	设备突发性宕机、隐蔽性机械故障。	边缘计算低延迟、数字孪生解决故障数据稀缺。
风险综合评估	知识图谱(KG)、大语言模型(LLMs)。	风险评估主观性强、历史安全日志利用率低。	自动抽取事故诱因、提供零样本风险定级方案。

3.3. 虚实融合：智能故障诊断(IFD, Intelligent Fault Diagnosis)与剩余寿命(RUL)预测

将数字孪生应用于智能故障诊断(IFD)和剩余使用寿命(RUL)预测, 其终极目标是实现物理实体与虚拟模型之间的实时交互与动态更新。Ma 等(2025)在最新综述中指出, 虽然基于物理的数字孪生模型能够提供大量虚拟故障数据, 但受限于建模时的理想化假设以及实际环境噪音, 虚拟数据与真实测量数据之间不可避免地存在特征分布差异[8]。

为了跨越这道“虚实鸿沟”, 前沿研究广泛采用了迁移学习与域适应技术。Ma 等(2025)详细梳理了包括微调、统计矩匹配, 以及生成对抗网络在内的跨域诊断方法[8]。例如, 利用对抗训练, 算法能够自动对齐模拟信号与真实信号的深层特征分布, 使得在“虚拟环境”中训练出的预测模型, 能够无缝且精准地应用于“真实物理环境”中的退化轨迹追踪与 RUL 预测。这种物理规律与数据驱动相融合的模式, 正逐步成为工业界实现设备“零意外停机”和智能化安全管理的最优解。

4. 数据挖掘与自然语言处理在安全风险评估中的应用

如果说计算机视觉和物联网技术有效解决了安全生产中“人”与“物”的物理状态监控, 那么企业

安全管理系统中沉睡的海量非结构化文本数据(如安全日志、隐患排查记录、事故调查报告及 JHA/JSA 表格), 则是事前风险评估的巨大宝库。近年来, 数据挖掘(Data Mining, DM)与自然语言处理(NLP, Natural Language Processing)技术的引入, 正推动安全风险评估从“被动记录与人工打分”向“自动抽取、知识推理与智能决策”的演进。

4.1. 安全日志与事故报告的文本挖掘与情感分析

传统的安全风险分析高度依赖专家的主观经验, 且难以高效处理长文本数据。NLP 技术通过词频 - 逆文档频率、隐含狄利克雷分布等算法, 能够从海量历史事故报告中自动提取潜在的事故诱因。Pandey 等(2025)在针对高危钢铁行业的安全评估研究中, 提出了一种融合 NLP 与情感分析的多模型分析框架[9]。该研究通过文本挖掘对事故报告中的“不安全状态”和“不安全行为”等关键词进行聚类, 并创新性地引入情感分析量化安全日志中的负面情绪极性。研究表明, 结合梯度提升树与生存分析, 该方法能够从文本中精准识别出导致严重事故的核心风险因子, 并预测事故发生的潜在时间节点。此外, Khan 等(2026)的最新综述也指出, 基于规则或预训练的 NLP 引擎已被广泛用于自动化工作危害分析(JHA, Job Hazard Analysis), 能够从非结构化文本中精准抽取“作业步骤 - 潜在危害 - 控制措施”三元组, 极大降低了人工填报的遗漏率[10]。

4.2. 知识图谱与本体构建在风险关联分析中的价值

为了将 NLP 抽取的碎片化文本信息转化为系统化的安全知识底座, 知识图谱(Knowledge Graph, KG)与本体工程成为了关键纽带。Khan 等(2026)总结了多项基于 METHONTOLOGY 等本体构建方法的研究, 指出通过构建 JHA 知识图谱(JHAKG, Job Hazard Analysis Knowledge Graph), 系统可以将离散的安全法规、操作规程与历史危害结构化[10]。当输入特定的施工作业时, 图谱能够基于语义自动推理出次生灾害, 并推荐符合层级控制原则的防范措施。在工业互联网等信息物理融合系统的风险评估中, Wang 等(2026)提出了一种知识图谱与大模型(KG-LLMs)协同的动态机制[11]。知识图谱被用于存储设备属性、网络拓扑及历史攻击链, 为风险评估提供结构化上下文; 在面对复杂的网络渗透和物理设备协同攻击时, 该机制能够支持多跳逻辑推理, 实现对未知威胁的动态溯源与物理后果量化。

4.3. 大语言模型(LLMs)在自动化风险评估中的应用决策

随着生成式人工智能的爆发, 大语言模型直接参与风险定级与决策支持成为该领域的最前沿趋势。Oral 等(2025)率先对 ChatGPT 在建筑施工安全风险评估中的可用性进行了实证研究。通过让 ChatGPT 扮演具有五年以上经验的安全专家, 并采用修正的曼哈顿距离计算相似度, 研究发现: ChatGPT 在评估各项风险发生的“可能性”与“严重度”时, 其得出的传统风险分数与人类资深专家团队的共识高度一致; 甚至在消除个人主观偏见方面, LLMs 表现出了比单一专家更高的稳定性[12]。同时, 结合动态情境, 微调后的 LLMs 还能根据实时输入的异常状态, 自主更新攻击路径或生成上下文关联的管控建议[10][11]。这证明了 LLMs 不仅能作为安全知识的检索工具, 更具备成为零样本安全风险自动化评估与决策辅助核心的巨大潜力。

5. 当前应用面临的挑战与未来展望

人工智能在企业安全生产领域展现了巨大潜力, 但从理论模型走向复杂工业现场, 仍面临不少落地难题, 也推动着相关技术持续迭代。

5.1. 工业场景落地的核心挑战

从管理工程的全局视角来看, AI 技术在安全生产领域的实际部署并非纯粹的技术问题, 而是涉及技

术、经济、管理与法规的复杂系统工程。当前企业在技术落地中主要面临以下四大维度的挑战:

(1) 技术维度: 模型泛化瓶颈与系统集成难题。工业现场(如矿井下、高空建筑)环境复杂多变, 导致在实验室理想数据下训练的算法极易出现“域偏移”, 产生大量漏报与误报。此外, 传统企业内部的操作技术系统与信息技术系统往往存在数据壁垒, AI 接口难以与企业现有的企业资源计划系统或安全管理系统实现无缝的数据集成与交互。

(2) 经济维度: 算力成本与投入产出比的考量。部署高精度的深度学习模型与大语言模型需要昂贵的 GPU 服务器与网络带宽支持。对于许多利润率微薄的传统制造企业而言, 智能化改造的初期硬件投入与后期维护成本极高, 且安全效益通常难以在短期内转化为直接经济收益, 导致企业“不愿投、不敢投”。

(3) 管理维度: 员工抵触情绪与组织流程适配。引入全天候的 AI 视觉监控与穿戴式设备, 容易使一线员工产生“被监视感”, 进而引发心理抗拒与抵触。同时, 现代安全管理工程要求“人机协同”, 但现实中很多企业缺乏具备 AI 素养的复合型安全管理人才, 导致先进的 AI 系统沦为缺乏人工复核的“摆设”。

(4) 法规与伦理维度: 数据隐私与大模型问责界限。视觉抓拍与员工行为分析不可避免地涉及个人隐私与生物特征数据的合规使用问题。更为严峻的是, 在零容错的安全生产领域, 大语言模型仍存在“幻觉”现象。一旦由于 AI 的错误评估或预警失效导致安全事故, 现场安全员、系统开发商与企业管理层之间的法律责任界定目前仍存在政策空白。

5.2. 未来演进趋势与展望

(1) 端云协同与多模态融合: 未来智能安全系统将采用“端云协同”架构: 边缘设备部署轻量化模型, 负责实时捕捉不安全行为与设备异常; 云端依托强算力运行大模型与知识图谱, 融合多模态数据开展事故归因与风险推演。

(2) 数字孪生与小样本学习赋能: 数字孪生技术将成为解决故障数据稀缺问题的关键, 通过构建高保真设备模型合成仿真数据, 结合迁移学习实现零样本或小样本场景下的精准预测, 打通虚实融合的技术闭环。

(3) 安全智能体与人在回路协同: 结合大模型与代理模型的安全智能体将逐步落地, 可动态模拟复杂场景下的安全演进趋势; 同时“人在回路”模式将长期存在, AI 负责数据挖掘与预警推荐, 重大决策仍由安全专家审核, 兼顾效率与安全底线。

6. 结论

安全生产是工业企业生存与发展的基石。本文系统综述了人工智能技术在企业安全生产中的最新应用与发展趋势。研究表明, AI 技术正在全面重构传统的安全管理体系: 计算机视觉(CV)充当了全天候的“安全眼”, 实现了从人员违规操作到危险区域入侵的动态捕捉; 物联网与机器学习构筑了敏锐的“感知神经”, 推动设备维护由“事后维修”向“预测性防护”跨越; 而自然语言处理与大语言模型则化身为智慧的“安全大脑”, 挖掘沉睡的安全日志价值, 实现了自动化、多维度的风险评估。

尽管当前仍面临数据孤岛、复杂环境泛化能力弱以及大模型可解释性不足等挑战, 但随着多模态数据融合、数字孪生以及端云协同技术的不断突破, 企业安全管理必将向着更加主动化、精细化和智能化的方向演进。面向未来, 跨学科的深度交叉融合——将物理力学模型、传统安全工程理论与前沿生成式 AI 技术有机结合, 将是实现工业企业高水平、高质量安全生产的必由之路。

人工智能在企业安全生产领域展现了巨大潜力, 但从理论模型走向复杂工业现场, 仍面临不少落地难题, 也推动着相关技术持续迭代。

参考文献

- [1] Cai, R., Li, J., Tan, Y., Tang, J. and Chen, X. (2025) Convolutional Neural Networks for Construction Safety: A Technical Review of Computer Vision Applications. *Applied Soft Computing*, **180**, Article 113374. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2025.113374>
- [2] Wang, Z., Zhu, Y., Zhang, Y. and Liu, S. (2025) An Effective Deep Learning Approach Enabling Miners' Protective Equipment Detection and Tracking Using Improved YOLOv7 Architecture. *Computers and Electrical Engineering*, **123**, Article 110173. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2025.110173>
- [3] Wang, S., Park, S., Kim, J. and Kim, J. (2025) Safety Helmet Monitoring on Construction Sites Using YOLOv10 and Advanced Transformer Architectures with Surveillance and Body-Worn Cameras. *Journal of Construction Engineering and Management*, **151**, Article 04025186. <https://doi.org/10.1061/jcemd4.coeng-16760>
- [4] Chen, Q., Long, D., Wang, S., Chen, Q. and Yuan, B. (2025) Real-Time Detection of Personal Protective Equipment Violations for Construction Workers Using Semi-Supervised Learning and Video Clips. *Journal of Construction Engineering and Management*, **151**, Article 04024213. <https://doi.org/10.1061/jcemd4.coeng-15310>
- [5] Jahan, M.K., Bhuiyan, F.I., Amin, A., Mridha, M.F., Safran, M., Alfarhood, S., *et al.* (2025) Enhancing the YOLOv8 Model for Realtime Object Detection to Ensure Online Platform Safety. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 21167. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-08413-4>
- [6] Xiao, Y., Huo, Y., Cai, J., Gong, Y., Liang, W. and Kołodziej, J. (2024) ERF-XGB: An Edge-IoT-Based Explainable Model for Predictive Maintenance. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, **70**, 4016-4025. <https://doi.org/10.1109/tce.2024.3371440>
- [7] Ngandu Kalala, G., Boujelben, A., Chimentin, X. and Rasolofondraibe, L. (2026) Towards Accurate Gear Fault Diagnosis: Hybrid Data Enrichment by Digital Twins for Machine Learning-Based Monitoring. *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, **14**, Article No. 13. <https://doi.org/10.1007/s42417-025-02252-3>
- [8] Ma, H., Fan, C., Zhang, Y., Wang, Q., Yu, K. and Ma, Z. (2025) Digital Twin-Inspired Methods for Rotating Machinery Intelligent Fault Diagnosis and Remaining Useful Life Prediction: A State-of-the-Art Review and Future Challenges. *Mechanical Systems and Signal Processing*, **232**, Article 112770. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2025.112770>
- [9] Pandey, S., Singh, A.K., Parhi, S. and Jha, S.K. (2025) Towards Safer Steel Operations with a Multi Model Framework for Accident Prediction and Risk Assessment Simulation. *Scientific Reports*, **15**, Article No. 13293. <https://doi.org/10.1038/s41598-025-96028-0>
- [10] Khan, M., Billion-Polak, P. and Khoshgoftaar, T.M. (2026) Artificial Intelligence and Machine Learning for Job Hazard Analysis: A Survey. *IEEE Access*, **14**, 25605-25622. <https://doi.org/10.1109/access.2026.3664316>
- [11] Wang, Z., Guan, Z., Liu, X., Qian, B., Sun, X., Li, J., *et al.* (2026) Research on the Construction Method of Industrial Internet Risk Assessment Indicator System Based on LLMs. *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, **17**, Article No. 215. <https://doi.org/10.1007/s13042-026-03013-8>
- [12] Oral, M., Alboga, Ö., Aydınli, S. and Erdis, E. (2025) Usability of Large Language Models for Building Construction Safety Risk Assessment. *Engineering, Construction and Architectural Management*, **33**, 7021-7048. <https://doi.org/10.1108/ecam-08-2024-1143>