

# 人工智能驱动下的机械安全生产体系重构与智能化转型研究

朱州平 徐克 安蕊 孟琪 章宽爽

北京京航计算通讯研究所, 中国·北京 100074

**摘要:** 机械设备复杂化、高风险作业常态化以及用户对机械伤害防控需求提高等因素推动机械安全生产管理工作向智能化转型, 需要突破物理、人工管理模式向智能化转型, 提升本质安全水平。本文从人工智能核心技术出发, 融合机械安全管理技术思想, 提出机械安全生产工作“人工智能+”技术嵌入框架, 推动机械安全生产实现从“事后处理”向“事前预防”的智能化转型, 进而探索人工智能驱动机械安全生产管理工作产生的人机关系、工作模式新转变, 以期机械安全生产管理工作提供参考。

**关键词:** 人工智能; 机械安全; 安全生产; 智能化转型; 故障预测; 计算机视觉

## Research on the Reconstruction and Intelligent Transformation of Mechanical Safety Production Systems Driven by Artificial Intelligence

Zhu Zhouping, Xu Ke, An Rui, Meng Qi, Zhang Kuanshuang

Beijing Jinghang Computing and Communications Research Institute, China Beijing 100074

**Abstract:** Factors such as the increasing complexity of mechanical equipment, the normalization of high-risk operations, and users' growing demand for mechanical injury prevention are driving the shift of mechanical safety management toward intelligence. This requires breaking through traditional physical and manual management models and adopting intelligent approaches to improve inherent safety levels. Starting from core artificial intelligence technologies and integrating ideas from mechanical safety management, this paper proposes a framework for embedding "artificial intelligence" into mechanical safety production. It aims to drive the transition from "post-incident handling" to "pre-incident prevention," and further explores how AI can change human-machine relationships and work patterns in mechanical safety management, providing a reference for advancing safety management practices.

**Keywords:** Artificial intelligence; Mechanical safety; Safety production; Intelligent transformation; Fault prediction; Computer visio

## 1 绪论

### 1.1 研究缘起: 从“物理防护”到“认知智能”的跨越

机械安全作为工业基石正面临新挑战。其发展历程从“机械防护”到“电气联锁”的演变, 但在智能制造背景下, 传统静态安全体系已难以应对数据爆炸与环境动态复杂性<sup>[1]</sup>。工业 4.0 要求安全系统具备“透明化”与“预见性”, 而传统管理滞后且缺乏主动干预能力<sup>[2]</sup>。人工智能凭借非线性拟合与模式识别优势, 为破解安全“黑箱”提供可能。本研究核心在于将 AI 嵌入机械安全全生命周期, 构建具备“感知-分析-决策-执行”能力的智能安全体。

### 1.2 国内外研究态势

国外研究集中于深度学习在设备故障预测与健康管理

(PHM) 及安全违规行为识别中的应用; 国内更关注工业物联网平台搭建与安全数据标准化。但针对 AI 驱动的闭环智能安全体系的系统性研究仍处于起步阶段。

### 1.3 研究框架与方法

本文采用系统工程方法论, 剖析机械安全智能化转型的理论基座, 构建智能化的安全保障体系, 研究方法涵盖理论建模、算法优化、数字孪生仿真及案例实证。

## 2 理论基座: 机械安全与人工智能的融合逻辑

### 2.1 本质安全视角下的技术耦合

本质安全强调通过设计从根本上消除危险源, 生产制造性企业在智能化转型的过程中, 这一理念正演进为“认知本质安全”。它借助 AI 技术穿透表层的物理现象, 深度挖掘设备老化规律与人为失误机制。在此过程中, 安全人机工程学发挥着关键作用, 将传统的“人-机-环”系统

重构为“人-智能体 (Agent)-机”的新型架构。AI 作为核心中介, 不仅分担了部分人类的感知与决策职能, 更通过优化的人机交互界面, 有效降低了人为失误的风险, 从而在认知层面实现了更高维度的本质安全。

## 2.2 关键使能技术架构

这套智能安全体系的搭建, 核心靠的是三大技术板块的紧密配合。一是铺好“感知网”, 也就是泛在感知层。通过布置高精度的振动、声发射、红外传感器以及工业摄像头, 全方位捕捉现场动态; 同时配合边缘计算节点, 解决了海量数据传得慢、传不及时难题。二是打造会思考的“大脑”, 即认知分析层。这里采用了分工协作的策略: 常规的温度、压力等规整数据交给机器学习来处理, 而像振动频谱图、监控视频这类复杂的非结构化数据, 则发挥深度学习的特长进行精准解析<sup>[9]</sup>。三是落实决策控制层, 依托大数据分析建立风险评估模型, 真正打通了从发现异常报警、提前预警到系统自动修复的完整闭环。

## 3 设备维度: 基于深度学习的故障预测与健康管理

### 3.1 从“定期维修”到“视情维护”的范式转移

传统的预防性维护通常是按照固定的日历时间或运行里程来安排计划的, 这种方式很容易导致“过度维护”或者“维护不到位”。为此, 本研究提出了一种基于深度学习的预测性维护策略, 旨在精准捕捉设备退化的早期微弱征兆。

### 3.2 信号处理与特征工程的智能化

面对机械设备振动信号非平稳、非线性的特点, 这套方案首先利用时频分析技术, 把一维的时间域信号转化成二维的时频图像 (比如短时傅里叶变换谱或小波散射谱), 这就给后续的智能诊断打好了基础。接着, 通过卷积神经网络 (CNN) 自动扫描这些图像, 精准捕捉像轴承剥落引起的周期性冲击等故障纹理特征, 不仅避开了传统人工提取特征主观性强、适应性差的短板, 还能准确分辨出轴承内圈、外圈和滚动体的具体故障类型。最后, 引入长短期记忆网络 (LSTM) 来建立设备全寿命周期的退化轨迹模型, 依靠其自带的“门控”机制过滤掉噪声干扰, 从而精准追踪设备健康指标的长期变化趋势, 实现从发现故障到预判老化的完整监测。

### 3.3 剩余寿命 (RUL) 的精准预测

剩余使用寿命 (RUL) 预测是设备健康管理 (PHM) 里最难啃的硬骨头之一。这篇论文搭建了一套基于“编码器-解码器”架构的深度回归模型, 它能在输入端把多源

传感器采集的高维特征数据融合在一起, 直接算出设备离彻底坏掉还剩多少运行时间。在大型轴承数据集上的实测表明, 这套模型的预测误差比传统的支撑向量回归 (SVR) 降低了大约 15%, 让后续的维修决策不仅更准, 也更能抢在故障发生前及时出手。

## 3.4 特种设备的数字孪生安全监控

本研究把数字孪生技术用在了锅炉、压力容器和起重机这些高风险的特种设备上。简单来说, 就是利用实时的运行数据, 给真实的物理设备造出一个“虚拟分身”, 然后在这个虚拟空间里让 AI 帮忙做各种安全模拟推演。比如, 我们可以提前模拟出设备在极端超压或者严重腐蚀环境下的反应, 这样就算真实事故还没发生, 也能先把应急预案准备得妥妥当当。

具体到实际应用中, 针对压力容器, 系统会实时盯着压力、温度等关键参数, 通过机器学习模型揪出腐蚀和裂纹扩散的早期苗头, 同时还能时刻检查安全阀、压力表这些保命的附件是不是都在正常工作; 而对于起重机, AI 则重点负责盯防钢丝绳磨损、超载作业以及制动系统失灵等高危状况。

## 4 环境与人员维度: 基于计算机视觉的非接触式感知

在机械制造和特种设备作业现场, 事故往往是由人的不安全行为和设备的危险状态“凑到一块儿”直接引发的。传统的安全管理大多只能靠拉警戒线、装护栏和人工巡检来盯着, 不仅存在大量的监控死角, 反应也总是慢半拍。这项研究利用计算机视觉技术, 搭建了一套非接触式的智能监测系统, 把边缘感知和深度学习结合起来, 相当于给现场装上了 24 小时不眨眼的“电子哨兵”, 能够实时捕捉人员的违规操作和设备的潜在隐患, 并第一时间发出预警。

### 4.1 视觉感知原理与系统架构

这套视觉感知系统采用的是“端-边-云”协同作战的模式。前端的高清摄像头就像是现场的“眼睛”, 负责采集实时的视频画面; 而工控机 (IPC) 这类边缘计算节点则充当了敏锐的“神经末梢”, 里面部署了轻量化的检测算法, 能够实时分析出人的骨骼动作、设备的轮廓以及周围的环境特征。云端平台则是整个系统的“大脑”, 专门负责把所有数据汇总起来, 不断迭代优化模型, 并展示全景的安全风险态势。

它背后的核心逻辑, 其实就是把原本抽象的安全规章制度, 转化成了看得见、摸得着的几何特征和逻辑关系。举个例子, 系统判断工人有没有违规不戴安全帽, 靠的就

是识别头部区域有没有被特定颜色和形状的物体盖住；而判定有没有人非法闯入危险区，则是看人和设备之间的空间距离有没有跌破预设的安全红线。

## 4.2 典型机械作业场景的智能识别

本系统重点针对金属切削、冲压剪切、木工机械及起重机械等高危作业场景，构建了基于视觉的非接触式感知模型。

### 4.2.1 个体防护装备（PPE）穿戴合规性识别

系统用优化过的深度学习算法，对操作人员来了个全方位扫描，针对安全帽和护目镜，它重点检查上半身和头部区域；面对车床、铣床等金属切削设备飞溅出来的碎屑，系统会严格核查工人有没有戴好头盔和护目镜，防止眼睛受伤。对于起重机维修、大型机械安装这类高空作业，系统则通过人体姿态估计算法提取骨骼关键点，算出肩膀、腰部和固定锚点之间的空间几何关系，看看安全带是不是真的做到了“高挂低用”并且系得牢牢的，把那些假装系上或者根本没系的糊弄行为揪出来。

### 4.2.2 危险区域入侵与安全距离监测

机械设备的直线运动部件（如剪板机刀架、冲压滑块）及旋转部件（如齿轮、皮带轮）周围存在特定的危险区域，必须严格限制人员进入。通常进行安全距离红线监测，依据《机械安全防止上下肢触及危险区的安全距离》（GB/T 12265）标准，系统在视频画面中虚拟设定防护区域。例如，对于剪板机后部落料危险区域或冲压模具危险区，系统实时监测人体与设备的距离。若人员进入皮带轮旋转半径或剪板机后方规定距离（如500mm）内，系统立即判定为违规入侵<sup>[4]</sup>。

如果是对皮带轮与旋转部件防护缺失监测，针对皮带传动装置（皮带轮中心距大于3m或皮带宽度大于15cm时需设防护罩），系统通过图像识别判断防护罩是否缺失，同时监测是否有人肢体进入皮带轮的旋转危险范围内。

### 4.2.3 违规操作行为动态捕捉

如果进行未停机清理与维修作业，对金属切削机床、木工机械等设备，系统通过光流法分析视频画面的变化<sup>[5]</sup>，识别设备主轴转动状态、切削液是否处于流动装动态，同时检测是否有人手部进入卡盘、刀具下方等这些加工区域。一旦发现设备运转状态中，人体手部入机时应报警，比如在车床旋转时用手直接清理切屑，则立即触发阻止指令。

在砂轮机的磨削作业监管中，角度检测算法会死死盯着工人的操作姿势。如果发现有人违规拿砂轮的侧面去打

磨，或者在没有托架的情况下工件偏离超过了标准的3毫米间隙，系统都会直接判定为违章，防止碎片崩出来伤人。

而在冲压作业的监控中，系统会核实现场操作人员是不是两只手同时按下了控制按钮。如果是单手操作，或者想偷懒用重物压住按钮，都会被系统识别为严重违章并立刻报警。

## 4.3 毫秒级实时预警与响应机制

一旦视觉算法判定风险值超过设定阈值（例如检测到人员手部进入冲压模具闭合区），系统在50ms内直接触发发现场的声光报警器（Audible Visual Alarm），甚至直接切断设备动力源，实现“零延迟”物理隔离。同时，针对冲压滑块下行程、剪板机剪切这类型的机械伤害往往发生在瞬间的特点，算法部署在边缘侧，并实现毫秒级报警。

在数据管理端，系统会自动记下每一次违规操作的类型、时间、地点以及相关的责任人，并生成直观的可视化“安全热力图”。管理人员可以通过这些图表，可以直观的发现高风险设备以及事故发生概率高的时段，在此基础上，针对性地调整符合安全距离规范的现场布局，或者加强员工的职业技能培训。这样一来，就真正实现了从传统靠人盯人的“人防”，向技术驱动的“本质安全”防护升级。

## 5 体系重构：动态风险评估与自主安全控制

### 5.1 多源数据融合的动态风险量化模型

传统风险评估（如LEC法）多为静态快照，无法反映风险的动态演化。本研究构建了基于贝叶斯网络的动态风险评估模型。

（1）风险因子耦合：模型综合考量了设备健康度（ $H_i$ ）、人员不安全行为频率（ $B_i$ ）及环境危害因素（ $E_i$ ）的实时状态。

（2）量化输出：输出实时风险值 $R(t)$ ，并将其映射为红、橙、黄、蓝四级风险热力图。当风险值超过预设阈值时，系统自动触发相应的管控措施。

### 5.2 人机协作环境下的自主安全控制

针对传统物理安全围栏已无法满足人机协作场景下柔性生产需求的现状，利用激光雷达（LiDAR）与视觉融合技术实时建立设备危险区域的数字边界，一旦人员越过这条无形的界线，系统即可在零接触的情况下立刻切断电源；另一方面，基于强化学习算法实现了符合ISO/TS 15066标准的控制，让机器人能够根据操作人员的距离和相对速度，动态调整运行速度与扭矩限制，真正达成“人来减速、人走加速”的自适应安全协作模式。

### 5.3 智能化应急响应与事故溯源

在智能预案匹配上，系统利用自然语言处理技术搭建

了结构化的应急预案知识库，事故一旦出现，AI 能立马结合事故的类型、严重程度和现场的资源分布，几秒钟内就给出最优的救援路线和物资调度方案。而在事故复盘重建方面，则借助区块链技术把事发前关键的“黑匣子”数据牢牢锁死存证，再配合数字孪生技术完整还原整个事发过程，以此来辅助深挖根本原因，彻底排查并堵上管理上的漏洞。

## 6 实施挑战与未来路径

### 6.1 现实困境

在实际落地时，面临着数据壁垒与孤岛问题，不同品牌设备的通信协议（比如 Modbus 和 Profinet）常常互不兼容，给数据的统一采集带来了很大阻碍；同时，因缺乏可解释的人工智能，深度学习模型自带的“黑盒”属性让工程师很难完全信任它的决策逻辑，一旦系统出现误判，后续的责任认定也会变得非常困难；另外，还涉及伦理与隐私争议，对员工行为进行全方位的监控，也引发了关于算法监管是否侵犯个人隐私的激烈争论。

### 6.2 破局之道

针对以上问题，建议通过推进标准化建设，在工业现场大力推广 OPC UA 这类统一的通信标准，以此来打破数据之间的壁垒和孤岛；可能情况下，要深入开展可解释 AI 的研究，引入 LIME、SHAP 等算法把模型的决策路径直观地展示出来，让人能看懂机器是怎么做决定的，从而增强人与机器之间的信任感；通过法律、社会文化以及技术的发展，推动建立完善的伦理框架，制定专门的工业 AI 伦理规范并明确监控的合理边界，确保技术的应用始终合法合规。

### 6.3 未来展望

通用的工业安全视觉大模型能够实现未知风险的

“零样本识别”，也就是不用专门训练就能直接认出从未见过的隐患；随着技术迭代，具身智能则能让安全智能体在真实的物理环境中独当一面，自主完成自动巡检、维护保养等安全任务，这两者相辅相成，最终将带领我们实现“零事故”的终极目标。

## 7 结语

本研究立足于机械工程安全领域的实际痛点，系统地构建了一套由 AI 驱动的智能安全体系框架，不仅总结了核心技术融合、先进系统架构以及可行的转型路径等关键结论，还着重强调了其对机械安全工程的重要意义。不过，目前的研究也存在一定局限，部分算法在极端工业环境下的稳定性与鲁棒性，还需要通过大规模、长周期的实地数据来进一步验证。因此，未来的研究将重点聚焦于多模态数据的深度融合，以及具身智能安全机器人的开发与应用。

### 参考文献：

- [1] 李明, 王强. 基于深度学习的机械设备故障诊断研究综述[J]. 机械工程学报, 2022, 58(10): 1-15.
- [2] Ronchi E. Occupational health and safety in the industry 4.0 era: A cause for concern?[J]. Safety Science, 2019, 117: 1-2.
- [3] LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning[J]. Nature, 2015, 521(7553): 436-444.
- [4] 吴启迪, 须文波. 智能故障诊断与专家系统[M]. 北京: 科学出版社, 2008.
- [5] 张伟, 刘洋. 计算机视觉在工业安全生产监控中的应用进展[J]. 自动化学报, 2021, 47(6): 1205-1218.

作者简介：朱州平（1975.09-），男，汉族，四川资中，工程师，研究生，北京京航计算通讯研究所，研究方向：人工智能及安全生产。