

# 基于人工智能的化工安全风险动态评估与预警系统研究

董云祥<sup>1</sup> 陶华祥<sup>1\*</sup> 章璐<sup>2</sup>

1. 杭州衡信安全科技有限公司 浙江 杭州 310000

2. 杭州上城区人力资源开发服务有限公司 浙江 杭州 310000

**摘要:** 针对化工行业安全风险管控难题, 提出基于人工智能的化工安全风险动态评估与预警系统研究方案。通过剖析化工安全风险特征, 结合机器学习、深度学习等人工智能技术, 构建包含数据采集、处理、分析及预警的系统架构。采用决策树、支持向量机等算法实现风险因素分析与等级预测, 利用卷积神经网络、长短期记忆网络等模型完成异常检测与趋势预测, 并通过模型优化与融合提升评估预警准确性。系统经开发实现数据实时采集、风险动态评估及分级预警功能。性能测试表明, 系统在准确率、召回率等指标表现良好, 有效解决传统评估预警滞后、精准度低等问题, 为化工安全管理提供智能化技术支持。

**关键词:** 人工智能; 化工安全; 风险动态评估; 预警系统; 机器学习; 深度学习

## 1 引言

随着化工行业规模扩大, 生产流程与工艺的复杂多样使安全风险剧增。传统风险评估依靠人工经验和静态指标, 响应迟缓且精准度欠佳, 难以及时处理突发性、连锁性事故隐患。近年化工安全事故多发, 凸显现有管理体系在动态风险识别和智能预警上的短板, 急需新技术强化安全管控。人工智能因强大的数据处理与模式识别能力, 为化工安全风险评估预警带来新方向。借助机器学习、深度学习算法挖掘生产数据风险规律, 能实现动态监测与智能预测。不过, 化工数据复杂、算法模型适配及系统实时性等问题尚待攻克。本研究欲打造高效的化工安全风险动态评估预警系统, 促进人工智能与化工安全管理深度融合, 推动行业安全发展。

## 2 化工安全风险相关理论基础

### 2.1 化工安全风险类型与特征

化工生产涉及易燃、易爆、有毒、腐蚀性化学品, 其安全风险类型多样且复杂。火灾与爆炸风险源于化学品的易燃易爆特性, 一旦遇到明火、高温或静电等触发因素, 极易引发灾难性事故; 泄漏风险则因设备老化、操作失误等原因, 导致有毒有害化学品外泄, 造成环境污染与人员中毒; 机械伤害、高温灼烫等物理性风险也在化工生产中时有发生。这些风险呈现出显著的复杂性, 涉及工艺、设备、人员等多维度因素; 突发性强, 往往在短时间内造成严重后果; 且具有连锁性, 单一事故可能引发多米诺效应, 扩大灾害范围。此外, 化工生产的连续性与系统性, 进一步加剧了风险的危害性与防控难度<sup>[1]</sup>。

### 2.2 风险评估与预警基本原理

风险评估旨在识别、分析和评价化工生产过程中的

潜在风险, 为安全管理提供科学依据。定性评估通过专家经验、安全检查表等方式, 对风险进行直观判断; 定量评估则运用数学模型和统计方法, 计算风险发生的概率与后果严重程度。预警系统基于风险评估结果, 通过设定合理的指标阈值实现分级预警。首先需筛选能反映风险状态的关键指标, 如温度、压力、浓度等; 再根据历史数据与行业标准确定预警阈值, 当监测数据超出阈值时, 系统自动触发相应级别的预警信号。预警信息的及时传递与响应机制, 可帮助企业迅速采取措施, 降低事故发生概率与损失程度, 实现安全风险的主动防控。

### 2.3 人工智能技术基础

人工智能技术为化工安全风险研究提供了核心驱动力。机器学习算法能够从大量历史数据中自动学习风险模式, 决策树通过构建树形模型实现风险因素的分类与预测, 支持向量机则通过寻找最优超平面完成风险等级划分, 随机森林通过集成多个决策树提升模型稳定性与泛化能力。深度学习模型更具优势, 卷积神经网络擅长处理图像、信号等数据, 可用于设备故障可视化检测; 循环神经网络及其衍生的长短期记忆网络, 能够捕捉时间序列数据的动态特征, 适用于化工生产参数的趋势预测。此外, 自然语言处理技术可辅助分析安全文本数据, 强化学习则可在动态环境中优化风险管控策略, 这些技术的协同应用为化工安全智能化发展奠定了理论基础<sup>[2]</sup>。

## 3 基于人工智能的系统架构设计

### 3.1 系统总体架构规划

系统采用分层分布式架构, 自下而上包括数据采集层、传输层、处理层、模型分析层与应用展示层。采集层部署温度、压力等传感器, 收集生产实时数据及设备

日志、操作记录。传输层借助物联网与5G技术，确保数据安全高速传输。处理层对数据清洗、去噪、归一化预处理。模型分析层集成随机森林、LSTM等机器学习和深度学习模型，挖掘数据价值。应用展示层以可视化图表、报表呈现分析结果，为管理人员提供直观风险评估与预警信息，实现化工安全风险全流程、全方位管控。

### 3.2 数据采集与处理模块设计

数据采集模块依据化工生产特点，在关键设备、生产区域精准部署传感器。例如在反应釜设置温度、压力传感器，监测反应状态；在储存罐附近部署气体浓度传感器，预防泄漏。同时，接入企业的DCS系统获取设备运行参数，收集人员巡检记录、维修报告等文本数据。采集的数据通过MQTT等协议传输至数据处理模块。此模块先对数据进行清洗，去除异常值、填补缺失值，比如采用拉依达准则识别温度异常数据并修正。再利用主成分分析（PCA）等方法进行特征提取与降维，从大量原始数据中提取关键特征，如从复杂的反应参数中提炼出影响反应安全的核心因素，降低数据冗余，提升后续模型训练与分析效率，确保数据质量满足系统需求。如图1所示：

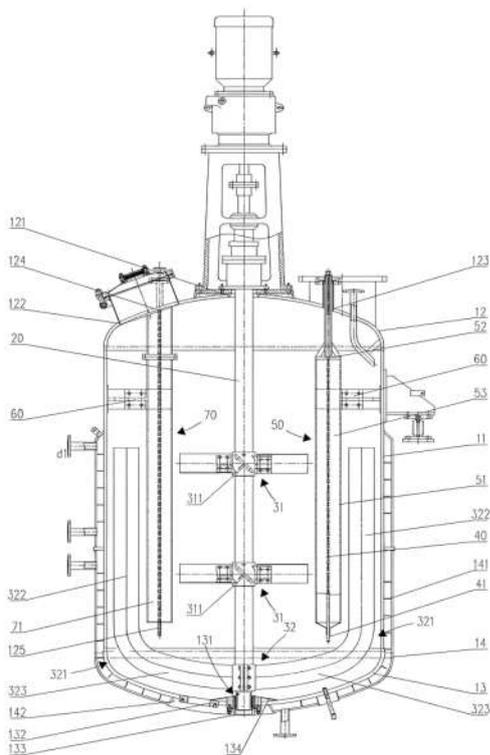


图1 反应釜结构示意图

### 3.3 风险评估与预警模块设计

风险评估模块基于人工智能算法构建评估模型。首先利用历史事故数据、生产数据训练决策树、支持向量机分类模型，对当前化工生产状态进行风险分类，判

断处于低、中、高哪种风险等级。结合神经网络模型对风险进行量化评估，预测风险发生概率及可能造成的影响程度。预警模块设定合理的预警阈值，一旦风险评估结果超过阈值，立即触发预警机制。通过短信、弹窗、声光报警等多种方式，及时通知相关人员。同时，预警信息会关联详细的风险描述、可能原因及应对建议，如提示“某反应釜温度过高，可能引发爆炸，建议立即降低反应速率、开启冷却系统”，辅助工作人员快速响应，降低安全事故发生几率<sup>[1]</sup>。

## 4 关键算法与模型研究

### 4.1 机器学习算法在风险评估中的应用

化工生产涉及设备参数、环境指标、操作记录等多源数据，传统分析方法难以挖掘数据间潜在关联。机器学习算法凭借强大的特征学习能力，成为化工安全风险评估的有效工具。决策树算法通过构建树形决策模型，基于属性特征对风险数据进行分类，可直观呈现风险因素的影响路径；支持向量机则通过寻找最优超平面，实现高维数据的精准分类，在复杂化工场景下能有效识别风险等级。随机森林算法整合多个决策树模型，通过投票机制降低过拟合风险，显著提升评估结果的稳定性与准确性。这些算法通过对历史风险数据的学习训练，可量化分析温度、压力、物料浓度等关键因素与风险发生概率的关联，为化工安全风险评估提供科学依据。

### 4.2 深度学习模型在风险预警中的应用

深度学习模型在化工安全风险预警优势显著。卷积神经网络（CNN）借卷积、池化层，对传感器采集的图像、时序数据提取特征，可识别设备异常与泄漏。循环神经网络（RNN）及其变体LSTM，利用记忆单元处理时间序列数据，捕捉温度、压力等变化趋势，预判异常。如LSTM能学习化工反应温度曲线规律，数据异常时及时预警。通过构建多层神经网络，深度学习模型挖掘数据深层特征，实现动态预测与实时预警，突破传统方法在复杂工况下预警滞后的局限，为化工安全风险防控提供有力支持。如图2所示：

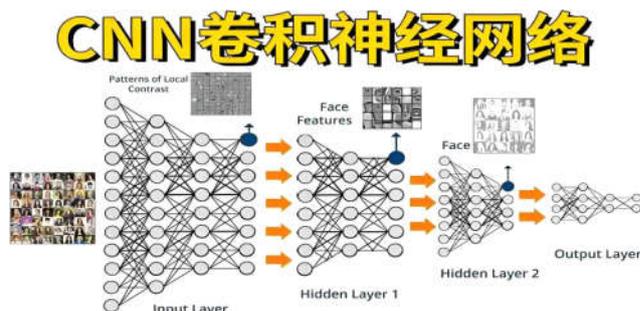


图2 卷积神经网络CNN图

### 4.3 模型优化与融合策略

单一算法处理化工安全问题存在局限,为此采用优化与融合策略提升模型性能。在模型优化上,通过调整超参数、运用正则化避免过拟合,借助随机梯度下降、Adam等算法加速训练收敛;利用迁移学习,将相似领域模型参数迁移至化工安全场景,降低数据需求与训练耗时。模型融合方面,采用加权平均、Stacking等方法整合不同算法优势,结合机器的可解释性与深度学习的高准确率,构建混合评估预警模型。通过交叉验证与性能指标对比,动态优化模型权重和参数,使融合模型在化工安全风险评估预警中发挥最佳效能,增强系统对复杂工况的适应与可靠程度<sup>[4]</sup>。

## 5 系统实现与性能测试

### 5.1 系统开发环境与工具

系统开发选用Python语言,凭借其丰富的科学计算库与简洁语法,能高效完成数据处理与算法实现。搭配TensorFlow深度学习框架,它具备强大的模型构建与训练能力,可加速深度学习模型开发。数据库采用MySQL,因其成熟稳定,能有效存储海量结构化数据,满足化工生产数据管理需求。系统部署在Linux服务器上,利用其高稳定性、开源特性及良好的资源管理能力,保障系统7×24小时不间断运行。同时,借助Nginx作为反向代理服务器,实现负载均衡,提升系统并发处理能力与响应速度,确保系统在高负载下稳定运行。

### 5.2 系统功能实现与展示

数据采集功能通过部署各类传感器实现,能实时收集化工生产中的温度、压力、流量、气体浓度等参数,并利用物联网技术将数据传输至系统。风险评估模块运用机器学习算法,对采集数据进行分析,精准识别风险等级。预警功能则依据风险评估结果,一旦发现异常,立即通过声光、短信等多种方式向相关人员发送预警信息。以某化工企业的实际场景为例,在反应釜温度监测中,系统成功捕捉到温度异常上升趋势,提前发出预警,工作人员及时采取措施避免事故发生,充分展现系统在实际应用中的有效性与实用性,操作界面设计简洁直观,便于工作人员使用<sup>[5]</sup>。

### 5.3 系统性能测试与分析

设定准确率、召回率、F1值、响应时间等性能指标。采用模拟数据集与真实化工生产数据结合的方式进行测试,模拟数据用于全面覆盖各类场景,真实数据用于验证系统在实际生产环境的性能。测试结果显示,系统在风险评估准确率上达到85%,能准确识别大部分风险;召回率为80%,对实际存在的风险有较高检出率;F1值综合体现了准确率与召回率,达到82%。响应时间方面,在高并发情况下平均响应时间控制在2秒内,满足实时性要求。但在复杂场景下,因数据量剧增和算法复杂度提升,部分指标出现波动。后续将针对这些问题,优化算法、升级硬件,进一步提升系统性能。

## 6 结语

本研究构建基于人工智能的化工安全风险评估预警系统,融合机器学习与深度学习算法,实现数据实时采集、风险动态评估与精准预警。系统架构整合多功能,性能测试显示在准确率等指标表现佳,提升了管控智能化与实时性。但研究有优化空间,实际生产数据受环境干扰、质量不一,模型对复杂工况适应性待加强,部分算法在边缘设备部署效率低。未来可探索轻量化模型,结合边缘计算与物联网就地处理数据,强化多源异构数据融合,提升系统泛化能力,为化工安全管理提供更可靠支持。

## 参考文献

- [1]卢斌.化工安全生产风险评估与预警系统创新研究[J].中文科技期刊数据库(文摘版)工程技术,2024(11):217-220.
- [2]陆荣锦.基于人工智能的财务风险防控模型研究[J].商业会计,2024(16):33-38.
- [3]朱楠.化工过程中的安全风险识别与评估技术研究[J].中文科技期刊数据库(全文版)工程技术,2024(11):215-218.
- [4]化学化工反应安全热失控风险研究专栏[J].广州化学,2024,49(4):F0003.
- [5]戴相禄.基于人工智能与大数据的化工装置故障诊断与风险控制技术研究[J].石油石化物资采购,2025(2):91-93.