

## 化工行业人工智能物联网技术及应用研究综述

张伟<sup>1</sup>, 纪雅婷<sup>1</sup>, 赵利强<sup>2</sup>, 王坤峰<sup>1</sup>

(1. 北京化工大学信息科学与技术学院, 北京 100029;

2. 北京化工大学化学工程学院, 北京 100029)

**摘要:** 化工行业人工智能物联网技术在在线监测与智能巡检、设备管理与预测性维护等方面发挥着关键作用, 是推动工业5.0进程的重要技术支撑。其中, 人工智能作为核心驱动力, 通过赋能物联网系统具备数据智能感知、异常检测、预测性维护、智能控制与自主决策能力, 显著提升了整体系统的智能化水平、响应能力与运行效率。从人工智能物联网的系统架构出发, 系统梳理了感知层数据采集、网络层数据传输、边缘层与平台层数据处理、执行层控制与执行等关键技术的发展现状; 然后结合典型化工应用案例, 分析了人工智能物联网在实际生产环境中的部署成效与技术路径; 最后, 总结该领域当前面临的挑战, 并展望未来发展趋势。

**关键词:** 人工智能物联网; 物联网; 工业5.0; 化工行业

**中图分类号:** TP39

**文献标志码:** A

**doi:** 10.11959/j.issn.2096-6652.202604

## A review of artificial intelligence of things technologies and applications in the chemical industry

Zhang Wei<sup>1</sup>, Ji Yating<sup>1</sup>, Zhao Liqiang<sup>2</sup>, Wang Kunfeng<sup>1</sup>

1. College of Information Science and Technology, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China

2. College of Chemical Engineering, Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China

**Abstract:** Artificial intelligence of things (AIoT) has become an important enabling technology for the chemical industry, especially in online monitoring and intelligent inspection, equipment management, and predictive maintenance, providing strong support for the transition toward Industry 5.0. From the perspective of AIoT system architecture, the recent progress of key technologies was reviewed, including data acquisition at the perception layer, data transmission at the network layer, data processing at the edge and platform layers, and control and actuation at the execution layer. Typical application scenarios in the chemical industry were further analyzed to summarize the deployment effectiveness and technical pathways of AIoT in real production environments. The analysis indicates that AIoT can significantly enhance state perception, anomaly identification, predictive analysis, and collaborative control under complex operating conditions. However, challenges remain in heterogeneous data management, model generalization and interpretability, secure communication, and large-scale engineering deployment. Future research should focus on cloud-edge-end collaborative intelligence, lightweight and adaptive deployment, and physics-data hybrid modeling for safety-oriented closed-loop optimization.

**Key words:** artificial intelligence of things, Internet of things, Industry 5.0, chemical industry

收稿日期: 2025-12-13; 修回日期: 2026-02-25

通信作者: 王坤峰, wangkf@buct.edu.cn

基金项目: 国家自然科学基金项目 (No.U22A2061); 北京市自然科学基金项目 (No.L241017)

**Foundation Items:** The National Natural Science Foundation of China (No.U22A2061), Beijing Natural Science Foundation (No.L241017)

## 0 引言

随着制造业向高效率与智能化方向持续演进，工业系统正由以自动化和信息集成为核心的工业4.0阶段，逐步迈向强调人机协同、系统韧性与可持续性的工业5.0阶段<sup>[1]</sup>。人工智能（artificial intelligence, AI）与物联网（Internet of things, IoT）的深度融合，使智能感知、分布式计算与数据驱动决策能力嵌入工业系统运行过程之中，形成以人工智能物联网（artificial intelligence of things, AIoT）为代表的新型工业智能技术体系。相较于工业4.0阶段侧重设备互联与流程数字化，工业5.0背景下的AIoT更关注在复杂约束条件下实现人机系统协同运行，为工业系统提供具备解释性与可验证性的智能支撑能力。

化工行业作为典型的流程工业，具有高温高压、易燃易爆、连续运行和强非线性耦合等显著特征，其生产过程长期受限于关键变量难以在线测量、过程扰动传播快、控制回路层级复杂以及安全约束刚性强等根本性问题。尤其在连续装置中，反应、分离与能量网络高度耦合，质量指标往往依赖离线分析，异常工况易引发报警洪泛，并加重操作员认知负荷，同时还需严格遵循报警管理、功能安全与连锁保护等工程规范。这些特性决定了化工行业对智能化技术的需求不仅体现在数据感知与状态识别层面，更体现在安全与控制约束下实现可验证、可解释的闭环决策与执行能力。传统依赖人工经验与单一控制回路的运行模式，已难以满足复杂工况下对本质安全、运行稳定与能效优化的综合要求。面对这一挑战，AIoT通过构建由智能传感、工业通信、边缘计算与智能算法协同组成的多层次体系，为化工过程的在线监测、异常识别、预测分析与辅助决策提供新的技术路径。近年来，我国持续推进智能制造与能源数字化转型。国务院《安全生产治本攻坚三年行动方案（2024—2026年）》明确提出，要推动人工智能、大数据、物联网等新技术与安全生产深度融合，全面提升危险化学品等重点行业的本质安全水平。应急管理部发布的《危险化学品企业安全风险智能化管控平台建设指南（试行）》进一步指出，应依托5G、边缘计算和AI技术建设覆盖感知、监测、预警、处置和评估全过程的智能化平台，实现对重大危险源的动态管理与异常预警响应。这些政策导向为AIoT在化工

行业的工程化落地提供了明确指引。

从学术研究的角度，近年来围绕AIoT的研究不断涌现。Siam等<sup>[2]</sup>对多模态感知、端侧推理与协同学习等关键问题进行了归纳分析，Oliveira等<sup>[3]</sup>则系统讨论了资源受限条件下的模型部署及其在物联网系统中的实现路径。在工业应用场景中，重点关注工业通信、云-边-端协同计算以及系统部署等关键问题<sup>[4-5]</sup>。然而，这类工作多以通用工业系统为研究对象，对化工过程工业中普遍存在的连续过程强耦合、关键变量难以直接测量、异常工况传播性强以及安全约束显著等典型特征关注不足，尚缺乏从过程安全与控制层级协同视角，对AIoT在化工领域应用的系统化分析与总结。

另外，Perera等<sup>[6]</sup>在过程工业领域分析了机器学习在软测量、过程监测与优化控制中的应用，并比较了不同数据驱动与机理融合方法在工业场景中的性能特点与适用性。然而，该研究未将相关技术置于AIoT系统架构中进行统一考察，也较少涉及其与现场控制系统及报警管理之间的协同关系。因此，现有研究在一定程度上揭示了AI与IoT技术在化工过程中的应用潜力，但仍缺乏以化工过程工业核心问题为驱动、面向安全与控制闭环的AIoT系统性综述。

本文聚焦化工行业应用场景，围绕AIoT在工业智能化中的关键技术架构与支撑机制展开分析：从物联网感知、工业通信、计算与智能分析以及控制执行等不同层级出发，梳理化工AIoT的技术路径与工程特征，重点分析其在在线监测与智能巡检、设备管理与预测性维护以及生产过程智能化运行等典型应用中的实现方式，并讨论当前技术体系面临的主要挑战与发展方向。

## 1 背景介绍

### 1.1 AIoT概述

AIoT是人工智能与物联网深度融合形成的新型智能系统形态，其核心目标是在物联网持续感知与互联的基础上，引入数据驱动的学习、推理与决策能力，使终端设备与系统具备一定程度的自主认知与协同运行能力。物联网作为连接物理世界与数字世界的基础性网络形态，其本质是一种贯穿物理实体、网络空间与认知系统之间的实体或在线联结的能力体系<sup>[7]</sup>，为AIoT提供了持续在线的数据感知与系统互联基础。如图1所示，AIoT旨

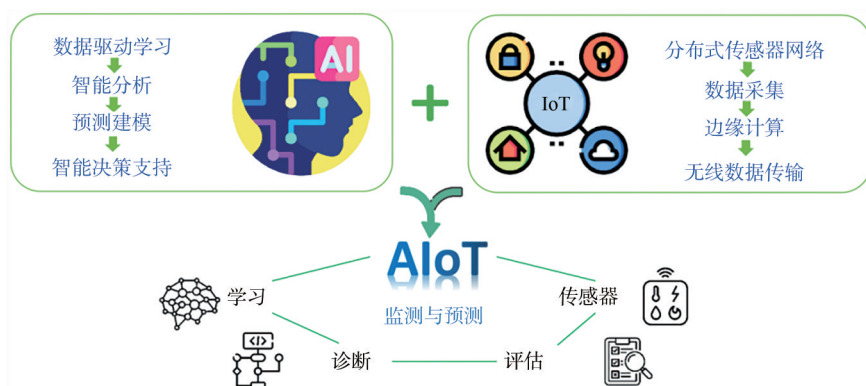


图1 人工智能物联网

在赋能终端设备以感知、学习与自主决策能力，其目标是在物联网海量感知数据的基础上引入人工智能分析与优化能力，从而实现设备级乃至系统级的智能化运行与自动控制，开启万物智能的新阶段<sup>[8]</sup>。

相较于传统以规则驱动和中心化处理为主的物联网系统，AIoT的本质差异不在于感知或通信能力的提升，而在于引入了可持续学习与在线推理机制，使系统能够在动态环境中实现状态预测、行为优化与自适应决策。这一特征推动物联网从以数据采集和远程监控为主的“互联”阶段，迈向具备认知与决策能力的“智联”阶段，有效弥补了传统物联网在数据采集与智能决策之间长期存在的能力断层。为满足实时性与可靠性要求，AIoT通常采用边缘计算与云-边-端协同的部署模式，在靠近数据源的边缘侧完成局部推理与快速响应，从而降低通信时延并提升系统稳定性。该体系结构对于安全性、连续性和实时性要求极高的化工过程工业尤为关键，在危险源监测、过程运行优化和设备管理等场景中具有显著的工程价值。

AIoT的智能能力主要依托人工智能方法实现。传统机器学习 (machine learning, ML) 模型<sup>[9]</sup>在样本规模有限、特征维度较低的任务中具有一定优势，但在高维、强非线性和多模态数据环境中，其特征表达与泛化能力受到明显限制。深度学习 (deep learning, DL)<sup>[10]</sup>通过多层非线性结构实现端到端特征学习，在复杂模式识别与时序建模任务中展现出更强的表示能力；迁移学习 (transfer learning)<sup>[11]</sup>与强化学习 (reinforcement learning, RL)<sup>[12]</sup>等方法则进一步拓展了AIoT在数据稀缺场景和在线决策问题中的适用性。随着人工智能模型逐步向轻量化与可部署方向发展，AI能力得以嵌入边缘设备

与工业现场，为AIoT系统在实际工程中的落地提供了技术基础。

AIoT是一种面向复杂工业系统的整体性智能架构，而非人工智能与物联网技术的线性组合，其核心特征在于以“感知-智能-执行”闭环为组织形式，通过分布式智能与多层级协同机制，在严格安全与实时性约束下支撑工业系统的持续状态认知与决策执行。

### 1.2 AIoT框架结构

AIoT在物联网基础架构之上引入人工智能技术，因此，AIoT系统架构不仅要保持物联网原有的层级逻辑，还需充分发挥人工智能在数据分析、决策支持等方面的价值。当前，对于AIoT体系划分并没有统一的定义，如Gu等<sup>[13]</sup>将AIoT技术体系划分为4个功能层：感知层、网络层、平台层和应用层。Mrabet等<sup>[14]</sup>则概述了一种5层架构：感知层、网络层、中间件层、应用程序层与业务层。综合现有研究与化工行业的实际应用需求，本文采用面向功能流程的AIoT系统框架，具体分为感知层——工业现场与数据采集，网络层——数据传输，边缘层与平台层——数据处理，执行层——控制执行，如图2所示。其中，工业现场为化工作业环境，数据采集负责多源信息获取，数据传输负责信息交互，数据处理负责智能分析与决策生成，控制执行负责将决策结果作用于现场设备和工艺过程，从而支撑复杂工业场景下的智能化运行。

感知层：感知层是智能物联网体系连接物理世界与数字世界的起点，由多种信息传感设备组成，其主要任务是对包括温度、压力、流量等信息在内的各种数据进行实时监测与采集<sup>[15]</sup>。数据经由感知层采集后，再通过特定的传输路径将信息上传至网络层，为后续智能处理提供数据基础。

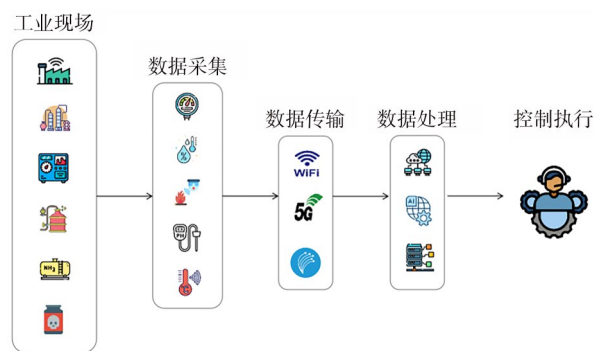


图2 人工智能物联网技术架构

**网络层：**网络层承担系统内部的信息传输任务<sup>[16]</sup>，通过有线传输技术与无线传输技术将感知层采集的数据高效、安全地传递至边缘层与平台层，形成上下贯通的数据通道。其核心目标是保障通信的高稳定性、低时延与高可靠性，为系统的整体运行提供坚实支撑。

**边缘层：**边缘层靠近设备现场，负责对来自感知层并通过网络层传输的数据进行实时处理、初步分析与智能决策<sup>[17]</sup>。该层通过边缘侧特征提取、模型推理与AI部署，显著降低系统时延、减轻云端负载，并增强现场智能响应能力。在化工场景中，边缘层可部署于管网节点、反应釜旁、控制柜中，对泄漏预警、设备振动异常、能耗波动等实现快速反应。

**平台层：**平台层是AIoT体系的数据处理与决策中枢，通常采用云-边-端协同架构实现。该层承担数据汇聚、存储、调度与智能分析等核心功能，通过引入大数据技术与机器学习模型，对多源异构数据进行深度挖掘与知识提炼，从而支持全局性优化与预测性决策<sup>[18-19]</sup>。同时，平台层还为上层应用和管理系统提供接口服务、可视化监控与模型管理，使整个系统具备端到端的智能感知与决策能力。

**执行层：**执行层是智能物联网系统与物理设备之间的最后一环，通过接收平台层或边缘层下发的智能决策或控制命令，完成实际的物理动作或过程控制<sup>[20]</sup>。在化工场景中，执行层可用于自动调节反应器温度、开启/关闭阀门、控制工艺流程、实施应急切断等操作，其性能直接影响着生产安全与效率。

### 1.3 AIoT发展历程

AIoT在化工过程工业中的形成与演进可视为面向流程工业典型约束的系统性技术响应。流程工业智能化升级需要将大数据、云计算、过程建模、

控制与优化等信息技术与生产过程的物理资源进行深度融合与协同配置，从而支撑面向全流程的智能优化制造与决策系统构建<sup>[21]</sup>。在这一过程中，工业系统在信息感知、计算分析与决策执行等方面呈现递进式演化，促使技术流程由以数据采集与事后评估为主的开环线性范式，逐步转向以多源感知、云-边-端协同计算与反馈调节为特征的闭环运行范式。

在传统自动化与现场感知阶段，工业系统主要依托传感器、智能仪表以及控制系统实现过程变量的在线采集与基本闭环控制。数据处理与决策逻辑主要嵌入控制器内部，信息流以现场感知-控制执行为主，尚未形成系统级的数据汇聚与智能分析流程。对于高度非线性、多变量强耦合的化工过程，传统控制方式往往存在响应滞后且难以刻画变量间复杂关联的问题。

随着工业以太网和标准化接口技术的发展，工业系统进入互联与信息集成阶段。现场数据通过工业通信网络向上层系统集中<sup>[22]</sup>，实现了现场感知-网络传输-集中存储与可视化分析，但决策过程仍以人工经验与规则驱动为主，闭环执行能力有限。在此基础上，云计算与大数据技术引入了更强大的离线建模和批量优化能力<sup>[23]</sup>，支持对历史运行数据的建模、统计分析与趋势评估，逐步形成多源感知与云端分析辅助决策的流程模式。该阶段推动了预测性维护、能效分析等应用的发展，但受制于网络依赖性与响应时延，其对实时性和安全性要求较高的过程化工场景适配能力仍然有限。

随着边缘计算与人工智能技术的成熟，工业系统进入边缘智能与AIoT阶段，解决化工核心矛盾的技术条件已逐渐成熟。在该阶段的工业视觉感知任务中，机器学习和深度学习方法已被用于设备缺陷识别与异常检测等场景<sup>[24]</sup>。关键技术流程演化为“多源感知-工业通信-云-边-端协同计算-智能分析-决策支持-执行反馈”的端到端闭环。边缘节点承担实时性要求较高的分析与初步决策任务，云端负责模型训练与全局优化，从而在保证系统可靠性与安全性的同时，提升对复杂工况变化的响应能力。如图3所示，当前化工AIoT已由以数据汇聚与辅助决策为主的阶段，迈入以感知、分析、决策与执行反馈为特征的云-边-端闭环智能运行阶段。AIoT由此成为支撑工业系统从“信息互联”向“认知与协同决策”演进的重要技术形态，并在化工等过程工业中逐步展现出工程应用价值。

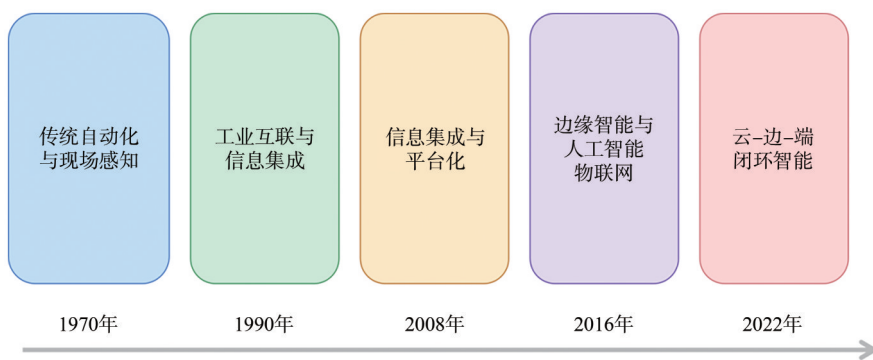


图3 人工智能物联网技术架构的发展历程

## 2 化工 AIoT 的关键技术体系

在化工 AIoT 系统中，将现场感知设备、边缘计算节点、云端分析平台与过程执行相结合，针对连续过程强耦合、关键状态难测和安全约束刚性等特征，可构建“感知—传输—分析—执行”的闭环链路，支撑对设备与过程运行状态的在线监测、异常识别与辅助决策。如图4所示，感知层对多源异构数据进行多参数融合，网络层在保障通信安全与可靠性的前提下，将数据传输至边缘层与平台层，开展云-边-端多层架构下的分布式计算与协同分析，经平台层优化后的控制策略再通过网络层下发至执行层的各类执行机构与控制系统，从而完成对化工过程的闭环调节与智能控制。

### 2.1 化工 AIoT 的人工智能技术

随着化工生产过程向高度自动化、连续化、多模态感知与智能协同方向演进，化工企业的监测、诊断与控制任务面临着数据规模急剧增长、变量耦合增强、工况波动频繁及非线性特征突出的多重挑

战。人工智能技术逐步成为化工 AIoT 中实现状态感知、行为认知与决策支持的核心技术手段。在智能化发展的早期阶段，支持向量机 (support vector machine, SVM)<sup>[25]</sup>、k-近邻 (k-nearest neighbor, kNN)<sup>[26]</sup>和随机森林 (random forest, RF)<sup>[27]</sup>等传统机器学习方法通过对历史数据的分类、回归与模式识别，在工况辨识、产品质量预测和故障趋势分析中发挥了重要作用。然而，这类模型依赖人工构建特征，难以处理高维、多模态、非平稳数据，在面对连续化工装置的强耦合动态、复杂扰动和设备老化等典型场景时，其泛化能力和稳定性明显不足。

在大规模工业数据积累与多模态传感技术快速演进的推动下，如图5所示，具备端到端表征学习能力的深度学习模型逐渐成为化工 AIoT 中状态感知与模式识别任务的主流技术。其中，以CNN<sup>[28]</sup>为代表的深度视觉模型在工业视觉场景中表现出较强的空间特征提取能力，能够有效刻画设备表面缺陷、气体泄漏羽流及复杂背景下的目标形态。在化

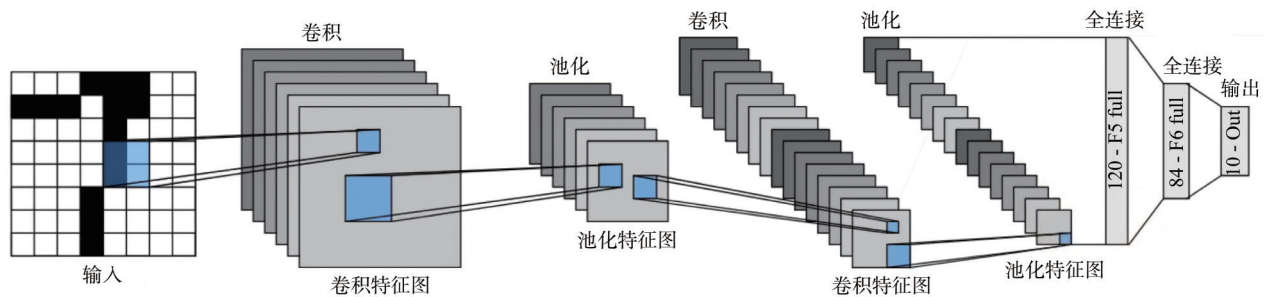


图4 化工 AIoT 关键技术

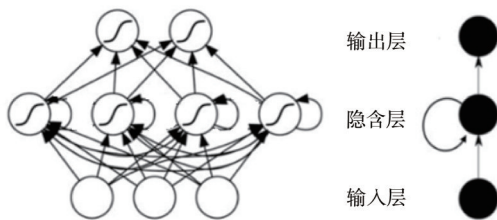
工安全监测的典型视觉任务中，现有研究通常采用成熟 CNN 骨干与检测框架以兼顾精度与实时性，YOLO 系列模型<sup>[29]</sup>适用于对实时响应要求较高的在线检测任务，而 Faster R-CNN<sup>[30]</sup>在复杂背景下更具精度优势；VGG<sup>[31]</sup>与 ResNet<sup>[32]</sup>等骨干网络则用于提升特征表达与训练稳定性。例如，Shi 等<sup>[33]</sup>将光学气体成像（optical gas imaging, OGI）与 Faster R-CNN 网络相结合，实现了对泄漏位置与范围的自动识别；Wang 等<sup>[34]</sup>提出的 BBGFA-YOLO 方法有效提升了模型对红外图像中弱对比度气体边缘的识别能力；张杨等<sup>[35]</sup>通过改进 YOLOv8 网络结构，实现电厂输煤传送带的异物检测。当前，基于 CNN 的视觉模型虽已在化工 AIoT 的多类视觉感知任务中广泛应用，但在现场长期部署时对光照、遮

挡等分布漂移较为敏感，若缺乏漂移监测与迭代机制，易造成误报增加并诱发报警负荷上升。

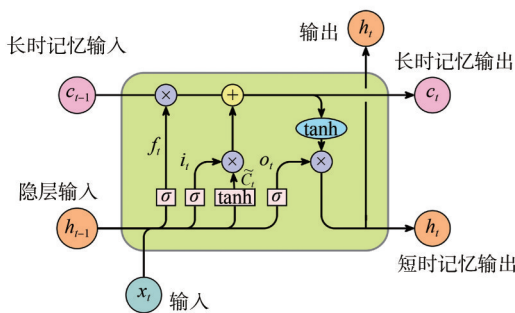
在动态行为建模与趋势预测方面，循环神经网络（recurrent neural network, RNN）<sup>[36]</sup>及其改进模型长短期记忆网络（long short-term memory, LSTM）<sup>[37]</sup>通过在时间维度上递归传递历史信息，能够刻画过程变量的时序演化特征，因而被广泛应用于反应器运行状态识别、软测量建模与设备剩余寿命预测等任务。LSTM 通过其门控机制有效缓解了梯度消失与爆炸问题，使其能够较好地处理具有短期与中期依赖关系的动态过程。然而，在多工况频繁切换或长期依赖关系显著的场景中，其对全局时序关联的建模能力仍存在一定局限。近年来，基于自注意力机制的 Transformer 结构<sup>[38]</sup>通过并行建模序列中不同



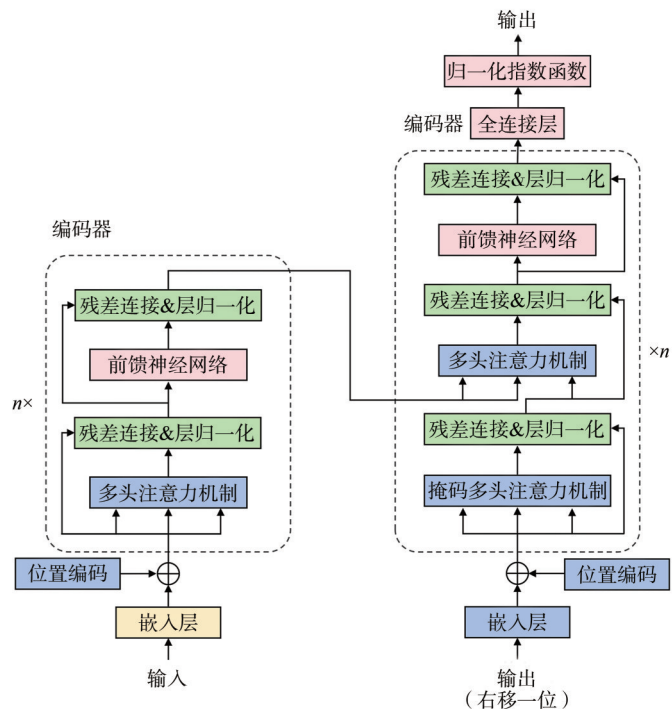
(a) 卷积神经网络



(b) 循环神经网络



(c) 长短期记忆网络



(d) Transformer模型

图5 典型的深度学习算法

时间步之间的相关性，在长序列建模与多模态数据融合方面展现出更高的表达能力与鲁棒性。Pu等<sup>[39]</sup>提出的多模态 Transformer 框架能够融合光谱、温度、压力与振动等多源信息，在噪声干扰与工况突变条件下仍保持较好的预测稳定性。尽管 Transformer 在建模精度方面具有优势，但其计算复杂度较高，对算力资源的依赖使其在化工 AIoT 中更多部署于云端或云-边-端协同架构中。

除深度学习之外，迁移学习与强化学习等人工智能方法也在化工 AIoT 中发挥着重要作用。迁移学习通过跨装置、跨工况的知识迁移机制，使模型能够在数据有限或工况差异明显的场景中保持良好的泛化性能。强化学习依托“状态-动作-奖励”框架，在精馏塔运行优化、换热网络调度和聚合过程质量控制等涉及动态约束与长期策略优化的任务中展现出显著潜力。然而，由于化工过程对安全性与可解释性要求较高，强化学习方法在实际应用中仍需与机理模型、约束控制与安全验证机制相结合。

随着深度学习模型规模的持续扩展，其在化工生产现场的部署受到现场算力有限和实时性要求等因素制约，直接将复杂模型应用于边缘设备或智能传感器难以实现。因此，在保持模型关键特征提取与表达能力的前提下，实现模型轻量化和结构压缩成为化工 AIoT 落地的关键突破方向。轻量化深度学习通过剪枝、量化、结构重构及知识蒸馏等技术手段显著减少模型参数量与计算开销，使模型具有低时延、低功耗和高可部署性。如图 6 所示，剪枝操作是其中最经典且应用最广泛的轻量化技术之一。赵世礼等<sup>[40]</sup>以 YOLOv7-Tiny 为基础进行轻量化结构改进，降低参数量与计算开销，使模型在保持较高检测精度的同时实现更快的检测速度。Duman 等<sup>[41]</sup>基于剪枝技术对 YOLOv5 模型进行压缩，用于液化石油气钢瓶表面缺陷检测，在降低计算开销的同

时维持了良好的识别性能。王爽等<sup>[42]</sup>通过引入视觉 Transformer、动态上采样算子与可变形卷积，对 YOLOv8 结构进行改进，使模型在较低计算量下仍能有效表征泄漏气团的边缘与扩散特征。总体而言，在化工 AIoT 应用场景中，模型轻量化已由单纯的性能优化手段转变为保障系统可部署性与实时性的必要技术条件。

人工智能技术在化工 AIoT 中的应用呈现出由感知增强向认知与决策支持逐步演进的趋势。以 CNN 为代表的深度学习模型在视觉感知任务中已较为成熟，而 LSTM 与 Transformer 等时序模型在过程状态预测与多模态建模中展现出更强的表达能力。迁移学习与强化学习为跨工况泛化与运行优化提供了扩展能力，而轻量化则为边缘实时部署提供工程支撑。见表 1，不同人工智能技术在化工场景中的适用性存在显著差异，其选择需综合考虑任务类型、部署层级与系统安全约束。

## 2.2 化工过程中的数据采集技术

随着化工过程多变量耦合、强扰动和强非线性特征的加剧，传统的单点式与静态式传感方式已无法满足智能化化工系统对数据精度、时效性和可信度的要求<sup>[43]</sup>。在嵌入式计算与智能算法的推动下，现代智能传感器通过源端计算实现自动校准、去噪与特征提取等预处理能力，使数据在进入边缘层之前即具备更高的质量与语义一致性，从而显著提升系统的数据可信度与带宽利用效率<sup>[44-45]</sup>。传统的物理、化学与生物传感器仍是化工过程数据底座，物理传感器<sup>[46-49]</sup>用于温度、压力、流量、液位等基础过程量，化学<sup>[50-51]</sup>或生物传感器<sup>[52]</sup>面向组分与生化指标在线检测；针对组分浓度、黏度、转化率等关键质量或状态变量难以在线测得的问题，软传感器<sup>[53]</sup>通过建立可测辅助变量与目标难测变量之间的映射关系，实现对关键过程变量的虚拟测量与在

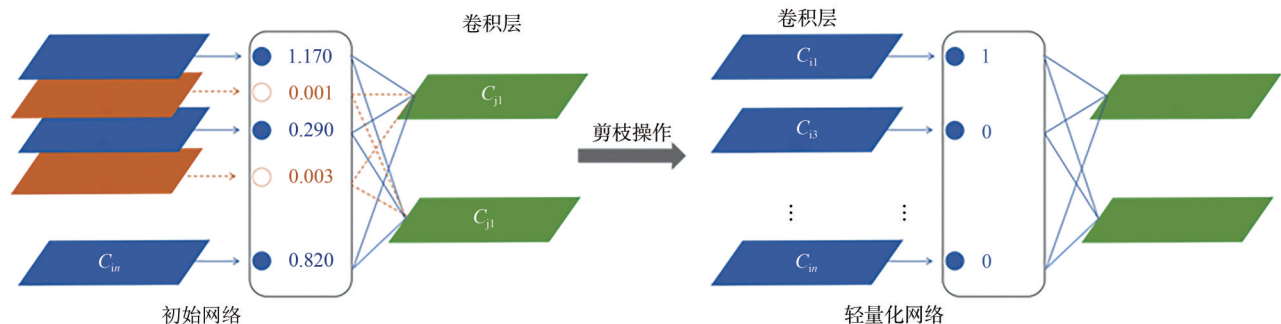


图 6 剪枝操作

表 1 化工 AIoT 的人工智能技术

技术类别	典型应用场景	主要优势	主要局限
机器学习 <sup>[9]</sup>	工况识别、质量预测	数据需求较低	特征依赖强、泛化能力有限
卷积神经网络 <sup>[28]</sup>	泄漏检测、设备缺陷识别	空间特征提取能力强、工程成熟度高	对算力与标注数据依赖较强
时序神经网络 <sup>[36-37]</sup>	状态预测、软测量、寿命预测	适合时序建模、稳定性较好	长序列依赖刻画能力有限
Transformer <sup>[38]</sup>	多源数据融合、长时序预测	全局依赖建模能力强、预测精度高	计算复杂度高、实时性受限
迁移学习 <sup>[11]</sup>	跨装置、跨工况建模	缓解样本不足、提升泛化能力	迁移有效性依赖源域相似性
强化学习 <sup>[12]</sup>	运行优化、调度决策	支持长期收益优化、策略自学习	安全约束与可解释性不足
轻量化模型 <sup>[40-41]</sup>	实时检测、边缘部署	低时延、低功耗、易部署	精度与复杂度需权衡

线估计，能够有效提升过程可观测性，并为后续控制优化提供数据支撑。硬测量与软测量共同构成化工 AIoT 感知层的核心感知能力。

在复杂化工场景中，单一类型的传感器往往难以全面刻画装置运行状态，多模态智能感知逐渐成为提升过程认知能力的重要发展方向。通过对多源异构数据进行同步采集、时空对齐与跨模态特征融合，感知系统能够在特征层与决策层实现信息互补，从而增强对异常工况的识别能力。Lang 等<sup>[54]</sup>通过融合气体传感器、气象传感器与环境监测数据，实现了化工园区中危险气体泄漏源的实时估计。Narkhede 等<sup>[55]</sup>将气体传感器数据与红外热成像信息进行深度融合，在复杂背景和高噪声条件下准确识别低浓度的气体泄漏。Attallah<sup>[56]</sup>提出的电子鼻-热成像双模态融合模型充分发挥了不同感知模态在特征表达上的互补优势。当前，多模态感知从系统层面突破了单一传感器的感知瓶颈，显著提升了化工过程监测的鲁棒性与可靠性。而为适应化工现场长期运行的可靠性与可维护性的需求，Aragóns 等<sup>[57]</sup>开发了热电自供能无线传感平台，使传感节点能够在炼油装置中实现长期免维护运行。Rogerio 等<sup>[58]</sup>针对原油储罐内部恶劣环境，设计了基于光纤布拉格光栅的多点温度监测系统，通过耐腐蚀封装、应力隔离与分布式布设显著提升了系统的长期稳定性与信号可靠性。

当前，化工 AIoT 数据采集技术经由单一物理量测量向多源、多尺度与语义化感知演进。物理、化学与生物传感器提供可测变量的稳定获取，软传感器补齐关键难测变量以提升可观测性，多模态感知通过信息互补提升异常识别的鲁棒性，而结构化与自供能平台则面向极端工况保障数据链路的长期可用性。不同技术在感知对象、实时性、部署成本与维护条件方面差异显著，其协同配置与分层部署是构建高可靠化工 AIoT 系统的关键。

## 2.3 数据传输与通信技术

### (1) 有线通信技术

在化工 AIoT 体系中，有线通信构成支撑连续化生产过程实时监测与闭环控制的核心基础，其首要目标是在极端工业环境下，提供高可靠、低时延的数据传输能力。相较于通用信息网络，化工过程控制对通信系统的确定性、抗干扰性与安全性提出了更严格的要求，因此从感知层到装置控制层，抗干扰能力强、通信行为可控的有线通信技术仍占据主导地位。在连接现场仪表与底层设备的感知层中，HART/4-20mA<sup>[59]</sup>作为最成熟的有线通信形式之一，凭借较强的抗电磁干扰能力和环境适应性，在防爆区与高腐蚀环境中仍被广泛应用。与之并行应用的 Modbus RTU/TCP<sup>[60]</sup>则依托简洁的通信协议和主从式轮询机制，在阀门定位器、加药系统和气体分析仪等设备中实现了高度兼容的稳定连接，为基础自动化层提供了通用的有线通信接口。

随着化工企业对更高时序精度、高带宽和低抖动的需求不断增长，工业以太网（PROFINET、EtherCAT）<sup>[61]</sup>已成为化工连续装置中重要的控制与通信支撑技术。PROFINET IRT 通过分布式时钟同步机制和等周期时间片调度机制，为过程控制与安全联锁等时间敏感业务提供可预测的确定性通信保障；EtherCAT 采用边转发边处理机制，具备微秒级时延与低抖动特性，更适用于高动态设备与高速运动/计量等对同步与响应要求更苛刻的场景。在撬块装置、泵组和压缩机内部，由于其具有空间狭小、磁场干扰强等特性，CAN/CANopen<sup>[62]</sup>凭借短帧结构与灵活仲裁机制，常用于设备内部短距离、强鲁棒性的控制与状态通信。在跨装置、跨区域的数据汇聚场景中，工业光纤网络<sup>[63]</sup>凭借其抗电磁干扰、远距离传输和高带宽等特点，常作为化工园区装置侧与中心控制室之间的重要主干传输介质。由于化工现场的极端环境，PROFINET、EtherCAT

及光纤通信设备通常需采用防爆外壳与耐腐蚀涂层等设计，以提高整个控制网络的稳健性和寿命。

虽然有线通信在化工 AIoT 体系中构成不可替代的高可靠核心，但其仍存在布线成本高、施工难度大、灵活性不足等问题。这些工程约束使得化工企业无法在所有场景中依赖有线网络。

### (2) 无线通信技术

在罐区、管廊及机器人巡检等移动或难以布线的场景中，由于布线困难、施工风险高、覆盖范围有限，无线通信技术成为对有线体系的重要补充。有线与无线通信技术的对比见表 2。无线通信通过在难布线区域构建灵活、低功耗、可扩展的无线网络，形成骨干有线加辅助无线的整体架构。不同无线技术的物理机理与通信能力决定了其在化工场景中的适配边界，各自在监测、巡检、人员安全与移动智能中发挥不可替代的作用。

表 2 网络层通信技术

通信传输类型	协议	带宽	抗干扰能力	功耗	覆盖范围
有线通信	HART/4 - 20mA <sup>[59]</sup>	低	高	低	30~100 m
	Modbus TCP/RTU <sup>[60]</sup>	中	中	低	100~500 m
	EtherCAT <sup>[61]</sup>	高	中	低	100~500 m
	PROFINET <sup>[61]</sup>	中	高	低	100~500 m
	CAN/CANopen <sup>[62]</sup>	中	极高	低	10~30 m
	工业光纤 <sup>[63]</sup>	极高	极高	低	2~40 km
无线通信	LoRa <sup>[64]</sup>	极低	中	极低	5~10 km
	NB-IoT <sup>[65]</sup>	低	中	极低	10~20 km
	5G <sup>[66]</sup>	极高	高	中	500 m~5 km
	Wi-Fi 6 <sup>[67]</sup>	高	中	中	10~100 m
	BLE <sup>[68]</sup>	低	中	极低	10~30 m

在低速率、长距离广域监测场景中，LoRa<sup>[64]</sup>和NB-IoT<sup>[65]</sup>是化工企业应用最广泛的无线感知技术体系。LoRa 采用线性调频扩频（chirp spread spectrum, CSS）机制，具备优异的抗多径衰落与抗干扰能力，使其能够在金属储罐密集、钢结构复杂且电磁环境恶劣的罐区与管廊场景中仍保持 5~10 km 的稳定通信覆盖。与之互补的NB-IoT 依托深度覆盖能力，并利用蜂窝网络的高可靠性支撑关键监测任务，适用于大型储罐液位、地下管线渗漏等信号衰减严重的区域，在强屏蔽环境中通常具有更好的覆盖稳定性。

在高带宽与低时延要求极为突出的应用场景中，5G<sup>[66]</sup>目前是唯一具备成熟工程化部署能力的

无线承载技术。依托其超可靠低时延通信与网络切片能力，5G 可使视觉模型推理与边缘智能在高危作业区内得以实现准实时响应，因此目前主要部署在炼化主装置与重大危险源等关键区域。然而，其建设成本与运维复杂度也限制了其在更大范围内普及。

在厂房、控制室及非危险区场景中，Wi-Fi 6<sup>[67]</sup>是工程师终端、工业笔记本计算机与边缘计算节点的主要无线接入方式，其优势在于具有较高吞吐与高并发接入能力，适用于运维作业与可视化交互等业务。但在金属反射、多径干扰严重的危险区域，其稳定性有限，因此多用于非防爆区的操作支撑系统。针对近场设备配置、安全穿戴与人员定位需求，BLE（bluetooth low energy）<sup>[68]</sup>因其极低功耗、短距离可靠通信能力成为化工企业人员安全体系的核心技术之一。BLE 可嵌入安全帽、毒气报警器与便携式检测仪等可穿戴设备中，实现人员定位、越界报警与应急联动，为危险作业的过程监管与应急联动提供近场数据链路支撑。

无线通信技术在化工 AIoT 中主要面向分布式感知、移动平台与人员安全等场景，为系统提供灵活部署与广域覆盖能力。不同无线技术在速率、时延、功耗和覆盖能力方面差异显著，其应用需严格受限于工况环境与业务需求。虽然无线通信难以代替有线通信在关键控制中的作用，但在构建多层次、协同化工 AIoT 体系中具有不可或缺的支撑价值。

### (3) 通信协议与数据交互机制

伴随着化工 AIoT 的快速发展，工业通信协议体系也经历了完整演进过程——从实现基本通信到支撑大规模 AI 数据流转，再到参与实时智能控制。早期化工自动化系统主要依赖 Modbus 与 HART 等现场总线协议实现基本的设备采集与监控<sup>[69]</sup>，这些协议以点对点或主从轮询的方式组织数据，只能承载极低的数据带宽，缺乏语义描述能力，也无法进行复杂系统间的数据共享。

随着化工感知层的智能化程度提升以及无线通信技术在罐区与仓储区的大规模部署，传统的现场总线已无法承担成百上千传感节点的同时上报与状态同步。在这种需求驱动下，轻量级物联网协议逐渐成为化工数据采集层的主流。MQTT<sup>[70]</sup>采用发布/订阅机制，将传感器与平台解耦，使海量低功耗节点能够在弱网络环境中实现稳定上报。而 CoAP<sup>[71]</sup>则以轻量版 HTTP 的方式工作，基于 UDP 实现极低通信开销，使智能仪表与边缘节点能够读

取状态、修改参数,并完成双向交互。这两类协议的出现,使化工现场具备了对大规模传感器网络进行实时数据采集与管理的能力,也为AI模型提供了稳定的高频数据输入。

然而,随着化工企业希望实现装置级、企业级乃至全厂级多系统协同,轻量协议只能解决感知层的数据上传问题,无法解决不同系统之间的语义不一致、数据模型不统一、平台之间无法互操作等传统难题。在这一背景下,OPC UA<sup>[72]</sup>凭借其跨平台、跨厂商的通用信息模型能力,成为化工行业系统级通信的中枢协议。OPC UA不仅提供通信通道,更通过对象模型、变量模型等机制,对设备与报警事件等数据提供统一的语义描述。尽管OPC UA解决了系统互操作问题,但对于部分高动态闭环任务而言,还必须进一步满足低抖动要求。因此,在毫秒级甚至微秒级实时控制需求突出的场景中,数据分发服务(data distribution service, DDS)<sup>[73]</sup>凭借无代理、分布式通信与可配置QoS机制,成为面向高实时性的代表性工业协议之一。DDS通过对时延、可靠性、优先级与同步等参数进行细粒度配置,使通信策略能够与装置工况、任务风险等级及同步要求相匹配,从而支撑高实时、强同步的分布式控制与数据分发。

通信协议在化工AIoT体系中承担着从感知层数据采集到系统级协同控制的多重功能,其技术演进体现为通信能力、语义表达与实时性能的持续增强。传统现场总线协议在基础设备互联中仍具有价值,但难以支撑大规模智能感知与跨系统协同;轻量级物联网协议有效解决了感知层数据接入与传输问题;OPC UA为系统互操作与语义统一提供了核心支撑;DDS则在高实时性控制场景中展现出独特优势。不同协议在通信模式、性能特征与适用层级方面存在显著差异,其合理组合与分层部署是构建高可靠化工AIoT通信体系的关键。

## 2.4 化工AIoT组网技术

化工现场具有强电磁干扰与易燃易爆等特性,使得网络体系不仅要满足传统过程控制对确定性的基本要求,还必须进一步支撑多模态感知与云-边-端协同带来的大带宽、低时延与跨层融合需求。因此,化工AIoT组网技术不仅是通信链路的组合问题,更是控制安全、数据流动与智能协同之间的系统性权衡结果。

早期化工工业物联网通常采用以自动化金字塔

为核心的分层组网架构,数据按层级逐级汇聚至车间监控系统与企业管理平台,各层网络边界清晰、功能相对独立,这类网络通常采用中心节点组织终端接入。然而,在这种传统分层架构下,数据流动主要以单向采集上传为主,现场设备之间与决策控制之间的协同能力有限,难以支撑面向安全预警与智能决策的快速闭环需求<sup>[74-75]</sup>。

随着AIoT技术体系的成熟,化工组网逐步由严格分层模式向云-边-端协同的融合组网范式演进。与传统组网方式相比,新一代化工AIoT组网更加强调有线与无线网络的统一编排与协同调度。通过在同一网络体系中对控制流、感知数据流与管理信息流进行分级承载与差异化调度,系统能够在保证关键控制通信确定性的同时,实现大规模感知数据与智能分析结果的稳定双向流动。这种融合组网方式为化工场景中的安全智能闭环提供了基础网络支撑,并为后续边缘计算与智能控制的深度融合创造了条件<sup>[76-77]</sup>。

化工AIoT组网技术正由以安全隔离和单向数据采集为特征的传统分层架构,逐步演进为面向多源感知与智能协同的融合组网模式。传统分层组网在保障过程控制安全方面仍具有重要价值,但在支撑快速智能闭环方面存在局限。通过引入云-边-端协同架构以及有线与无线网络的统一编排,化工AIoT组网能够在保证控制确定性的同时,实现多模态数据的高效流动与智能处理。不同组网技术在可靠性、灵活性与系统复杂度方面存在权衡,其合理组合是构建高可靠化工AIoT系统的关键。

## 2.5 数据处理与边缘智能技术

### (1) 数据治理与质量管理

在化工AIoT系统中,数据处理能力的有效发挥高度依赖于输入数据的质量与一致性。由于传感器与边缘设备通常来源于不同厂商,其通信协议、数据格式与语义模型存在显著差异,易形成数据孤岛。同时,在高温、高压和强腐蚀等极端运行环境下,仪表老化、探头污染与连接松动等问题常引发零点漂移、突跳和平顶等异常现象,显著削弱数据驱动模型的可靠性与决策精度。因此,化工AIoT通常采用边缘层与平台层协同的数据治理体系,以系统性方式保障数据质量。

在边缘层,数据治理重点在于数据生成端的实时质量控制与异常抑制<sup>[78]</sup>。滑动窗口分析、中值滤波等方法可有效降低高频噪声干扰,借助参考信

号比对、通道交叉校准与多传感器一致性检验，可对传感器通道漂移进行在线修正，同时结合异常点检测算法对明显异常样本进行识别与剔除，以避免污染数据进入后续推理与闭环链路。

在平台层，数据治理关注点进一步扩展至语义统一、跨系统融合与质量评估。Peixoto 等<sup>[79]</sup>指出，完整性、准确性、一致性、时效性与可追溯性是工业数据质量管理的核心指标，是支撑数据驱动决策的基本前提。Morris 等<sup>[80]</sup>进一步强调，通过规则约束、语义校验与后置质量控制机制，可显著提升制造系统中多源数据的可靠性。相较边缘层实时抑制异常的目标，平台层治理更强调跨系统一致性与可追溯性，为模型训练、在线更新与运行审计提供可用数据基础。

(2) 实时流式数据处理

化工过程具有显著的时序特性和动态性，不同类型数据对处理时效性的要求存在明显差异，工艺变量通常需秒级响应，设备振动与声学信号要求毫秒级更新，而异常事件检测往往需要在毫秒量级内完成。传统以离线分析和批处理为主的数据处理模式难以满足上述实时性需求，因此实时流式数据处理逐渐成为化工 AIoT 体系中的核心计算能力。

在工程实践中，化工行业普遍采用以 Kafka 与 Flink 为代表的流式计算架构构建实时数据处理基础设施<sup>[81]</sup>。Kafka 作为分布式消息队列系统，可在化工 AIoT 中构建高吞吐、可扩展的实时数据总线，将过程变量、振动信号、视觉分析结果与事件告警等数据封装为不同主题，实现数据生产端与消费端的解耦。其高可靠性与高并发特性使其能够稳定地支撑设备监测与事件驱动型应用。

在流式计算层，Flink 通过窗口计算、状态管理与低时延事件处理机制，为化工场景提供了连续实时分析能力。其滑动窗口与滚动窗口机制可用于工艺变量趋势分析、振动信号实时特征提取以及热像变化检测等任务，同时，Flink 的复杂事件处理能力能够将多变量时序模式组合为高层次事件逻

辑，用于联动异常工况的识别与预警。Kyaw 等<sup>[82]</sup>的研究表明，将 Kafka 与 Flink 进行集成，可构建端到端的实时流数据处理管道，实现从数据采集、传输、实时分析到联动告警与边缘/云分发的统一架构。该体系已在预测性维护、工艺偏差预警、能源优化与异常操作识别等化工应用中展现出良好的适用性。

当前，实时流式数据处理体系构成了化工 AIoT 的数据处理底座，使海量连续数据能够被及时转化为结构化信息与决策依据，为边缘智能推理以及云-边-端协同控制提供了必要的计算支撑。

(3) 云-边-端协同架构与智能推理

随着化工行业智能化水平的持续提升，其计算架构逐步由以云计算为中心的集中式模式，演进为云-边-端协同的分布式智能体系。化工过程中的关键任务对响应时延通常提出毫秒至秒级要求，单一依赖云中心化计算已难以满足高实时性与高可靠性的智能应用需求。因此，将计算、推理与控制能力按层级分配至云侧、边侧与端侧，构建分层协同的云-边-端协同架构，成为化工 AIoT 实现实时感知、智能推理与闭环控制的重要方向，见表 3。其中，边侧节点与现场边缘执行端属于边缘层在不同部署粒度下的具体实现形态，边侧节点面向装置级数据汇聚、分析与协调，现场边缘执行端更贴近数据源与执行对象，承担现场快速推理与联动响应任务。

在云-边-端协同架构中，云侧主要承担大数据分析、AI 模型训练以及全局优化等对算力和数据规模要求较高的任务<sup>[83]</sup>。然而，若将全部高频监测数据直接上传云侧，不仅难以满足化工场景下的实时性需求，还会显著增加通信链路负载。为此，计算任务需按时效性和复杂度在不同层级之间进行合理分配。边侧节点通常部署于靠近装置区或工业网关的网络边缘，具备较低通信时延和本地化处理能力，能够在数据上传云侧之前完成预处理、缓存、融合及实时分析等任务<sup>[84]</sup>。该类节点在秒至分钟时间尺度上具备装置级分析与协调能力，是连

表 3 化工 AIoT 计算层级对比

计算层级	核心功能	主要优势	主要局限	典型任务
云侧 <sup>[83]</sup>	全局建模与优化	算力强、全局视角	时延高、依赖网络	模型训练、能效优化
边侧节点 <sup>[84]</sup>	装置级分析	低时延、装置级协同能力强	部署复杂	健康诊断、软测量
边缘执行 <sup>[85-86]</sup>	就地快速推理	极低时延、实时响应	算力受限	异常检测、联动处置
云-边-端协同 <sup>[87]</sup>	动态任务卸载与协同推理	自适应能力强	系统复杂	智能闭环系统

接云侧全局优化与现场快速响应的重要枢纽。现场边缘执行端更贴近数据源与执行对象，可在数毫秒至几十毫秒内完成特征提取、初步异常识别与联动响应，是满足快速物理处置与安全联锁需求的关键层级<sup>[85-86]</sup>。近年来，模型剪枝、参数量化与知识蒸馏等轻量化技术的发展，使复杂神经网络能够在嵌入式设备上稳定运行，从而推动边缘智能在化工装置中的工程化应用。

当云-边-端协同架构形成协同体系后，化工 AIoT 的智能能力由孤立的局部推理，跃迁为跨层级的协同推理。通过对计算任务进行分级、分片与动态卸载，系统能够根据链路状态、工况变化与风险等级，在不同层级之间灵活调配资源。Daraghmi 等<sup>[87]</sup>提出将低功耗通信技术与多层计算体系结合，有助于降低跨层协同时延，并提升系统整体效率。引入软件定义网络与网络功能虚拟化机制，可增强边缘节点的动态调度能力，使复杂化工网络环境保持可控<sup>[88]</sup>，多协议融合架构则进一步拓展了大范围部署条件下的感知与计算能力<sup>[89]</sup>。这些研究共同表明，具备自适应能力的云-边-端协同架构，是应对化工 AIoT 高动态性与高复杂性挑战的关键支撑。在模型部署与资源调度层面，云-边-端协同架构正逐步由静态架构演进为具备自优化能力的智能体系。通过无服务器计算、动态卸载与协同推理机制，系统能够根据网络状态、负载水平与工况需求自动调整推理路径<sup>[90-92]</sup>。随着边缘算力提升以及容器化部署、增量学习等技术的成熟，多层协同体系开始呈现持续演化能力<sup>[93-94]</sup>，使化工 AIoT 从资源管理平台向具备自适应与自优化特征的分布式智能系统转变。云-边-端协同架构为化工 AIoT 提供了从毫秒级快速响应到全局优化决策的多层次智能支撑。通过多层协同与动态任务卸载，化工 AIoT 能够在保障实时性与安全性的同时，实现智能能力的系统级扩展。随着模型轻量化、自适应调度与容器化部署等技术的发展，云-边-端协同架构正逐步演化为具备自优化能力的分布式智能推理网络，为化工过程工业的智能化升级奠定了关键计算基础。

## 2.6 控制与执行技术

执行层承担着将感知-计算-推理链路输出的决策转化为具体工艺操作的职能，是实现闭环优化与本质安全控制的落脚点。相较于传统自动化系统中以固定逻辑和人工干预为主的执行方式，AIoT 执行层更强调联锁优先、自适应调节和分级闭环等机制，

以满足安全约束、动态工况和复杂对象控制需求。

化工 AIoT 的执行层通常表现为多时间尺度、多空间层级的分级控制体系。边缘执行主要面向设备级和单元级的快速闭环响应，其核心目标是在毫秒至秒级时间尺度内对异常状态做出即时处置。通过在边缘节点部署轻量化智能模型，系统能够在不依赖云端通信的情况下完成关键决策并直接驱动执行机构，从而满足对实时性与安全性要求极高的应用场景的需求。例如，Alhajeri 等<sup>[95]</sup>提出混合状态估计的预测控制方法，可基于压力、液位、温度等可测变量对难测状态进行在线重构，并将优化得到的控制量实时下发至执行端，实现对非线性化工过程的稳定闭环调节。

随着边缘计算与智能推理能力的持续增强，执行层的作用范围逐步从过程控制扩展至运维管理与资源调度等运行管理领域。边缘网关可在设备端完成状态特征提取，仅将异常片段或压缩特征上传至上层系统，从而在降低通信负载的同时提升异常响应效率。云端则基于设备全生命周期数据与历史检修记录构建维护优化模型，自动生成检修计划、备件采购方案与维护任务调度策略，实现运维决策的智能化与前移。在人机协同层面，执行层通过决策支持系统在操作人员与智能系统之间建立有效的协作机制。云端与边侧基于历史事件、报警记录与操作日志训练判识模型，为操作人员提供决策建议与风险提示，操作人员的响应行为及其对过程状态的影响再被回写至模型中，实现“人-机-过程”之间的闭环学习与持续优化<sup>[96]</sup>。这种人机协同执行模式在提升操作一致性、降低人为失误风险以及增强系统可解释性方面具有重要意义。

控制与执行技术是化工 AIoT 实现智能闭环与本质安全控制的核心环节。在云-边-端协同架构下，执行层形成了由端侧快速执行、边侧协调优化与云侧长期决策构成的分级控制体系，不同层级在时间尺度、控制对象与决策目标上各有侧重。通过将智能推理、人机协同与执行机制深度融合，化工 AIoT 为构建安全、稳定与高效的智能化工过程控制体系提供了重要技术支撑。

## 3 化工 AIoT 的应用

### 3.1 在线监测与智能巡检

#### (1) 泄漏与危险源在线监测

化工泄漏识别与危险源在线监测是化工 AIoT

应用中发展最成熟、工程价值最突出的方向之一，其核心目标在于实现对可燃、有毒气体及危险液体泄漏的自动化检测、精准识别与持续监控。通过构建高灵敏度、高覆盖度的在线监测体系，系统能够在事故发生前的早期阶段识别微弱泄漏信号，及时暴露潜在安全隐患，从而有效降低爆炸、火灾与中毒等重大事故风险。与此同时，化工园区通常具有空间尺度大、设备分布密集及人工巡检成本高等特点，泄漏与危险源在线监测也成为支撑少人化乃至无人化巡检模式的重要技术基础。

在气体泄漏监测方面，基于 OGI 的视觉感知方法已成为当前研究与应用的的主流技术路径。该类方法通过捕捉特定气体在红外波段的吸收特性，实现对气体羽流的非接触式可视化识别，并结合人工智能模型完成自动检测与定量分析。Zuo 等<sup>[97]</sup>提出的 Gas-Faster R-CNN 方法将非制冷红外成像与区域建议网络相结合，实现了对不同泄漏量级甲烷气体的自动分级识别，在复杂背景与多风场环境下表现出较高鲁棒性。Shirley 等<sup>[98]</sup>则从工程实用角度出发，结合背景建模与帧间差分方法实现低算力条件下的实时泄漏检测，适用于计算资源受限的现场部署场景。随着深度学习模型在像素级感知任务中的应用深化，Wang 等<sup>[99]</sup>基于 DeepLabv3 框架将气体

泄漏识别建模为语义分割问题，构建了适用于边缘部署的轻量化模型，从而在保证检测精度的同时兼顾实时性要求。

针对气体羽流形态复杂、边界模糊等特点，研究者进一步引入实例分割与空间建模方法，以提升对泄漏扩散特性的刻画能力。谷小婧等<sup>[100]</sup>提出面向 OGI 红外视频的气羽实例分割框架，通过深度嵌入空间建模与二维高斯带宽自适应学习，使模型能够准确刻画不同泄漏气团的空间扩散形态及各向异性边界。针对 OGI 数据标注成本高的问题，该研究构建了合成红外气体成像数据集，并采用合成数据预训练与少量真实数据微调的迁移学习策略，在显著降低标注成本的同时提升了模型在真实工业场景中的泛化能力。该类研究为 OGI 技术在化工装置区开展长期、在线气体泄漏预警提供了更具工程可行性的技术路径。

在复杂环境与弱泄漏场景下，单一感知手段往往难以兼顾检测灵敏度与稳定性，多模态融合技术因此成为提升在线监测可靠性的有效途径。Lee 等<sup>[101]</sup>将可见光图像与超声阵列信号相结合，构建图像与超声融合的泄漏监测系统，通过视觉模型识别可疑区域并利用超声信号进行精确定位，显著提升了在遮挡严重与背景干扰条件下的检测能力。Nahid 等<sup>[102]</sup>

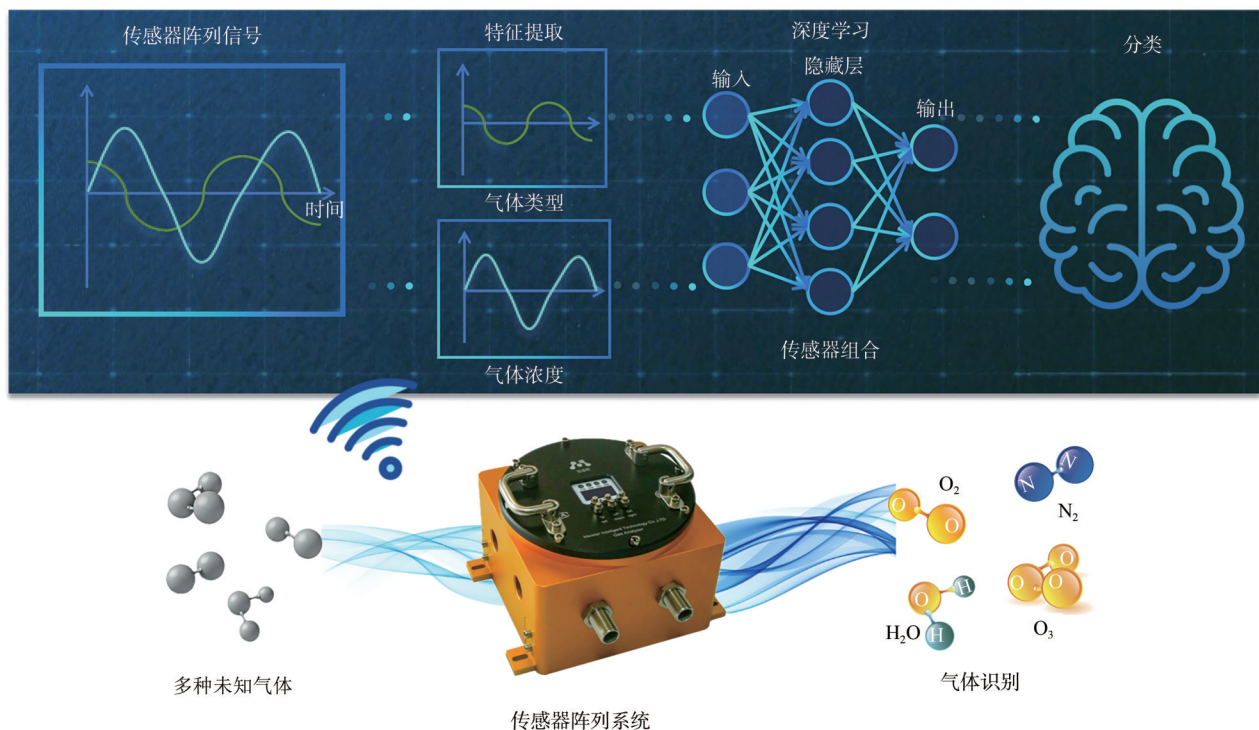


图 7 混合气体传感器阵列运行流程

通过协同部署氢气传感器与复合气体传感器，实现对多类危险气体的联合感知。Potyrailo 等<sup>[103]</sup>利用多变量气体传感器提取幅值、频率与恢复时间等特征，并结合主成分分析与支持向量机，实现复杂气体混合物的有效识别。针对多种气体交互干扰难以分离的问题，Ku 等<sup>[104]</sup>进一步提出基于异质气敏材料阵列与深度学习模型的融合方案，如图 7 所示，在多源、多组分耦合场景下显著提升了气体选择性与浓度估计精度。

除气体泄漏外，液体泄漏与储运设施安全监测同样是化工 AIoT 在线监测体系的重要组成部分。Hegde 等<sup>[105]</sup>通过沿输送管线布设流量传感器并结合无线通信模块，实现了对管道液体泄漏的早期识别与告警。Barchyn 等<sup>[106]</sup>利用搭载甲烷传感器的固定翼无人机对管网进行大范围扫描，通过飞行路径中的浓度异常实现泄漏源快速定位，为大尺度基础设施监测提供了高效手段。在储罐安全监测方面，Pozo 等<sup>[107]</sup>基于表面等离子体共振原理构建高灵敏度光学液位传感器，实现对燃料与化工储罐液位变化的高精度监测，可作为液位异常与潜在泄漏的重要早期指征。

在更大尺度的监管与风险防控层面，泄漏与危险源监测逐步由单点感知向系统级协同演进。李志远等<sup>[108]</sup>开发的危废全流程监管系统，通过融合二维码识别、AI 视频分析、北斗定位与大数据分析技术，实现了危险废物从产生、贮存到运输处置全过程的数字化追踪与异常识别，体现了 AIoT 在危险源全生命周期管理中的系统级应用价值。

## (2) 智能机器人巡检

智能机器人巡检技术是化工 AIoT 构建绿色、安全、少人化巡检体系的重要组成部分，也是对固定式在线监测系统空间补盲、动态覆盖与主动感知的关键手段。相较于定点传感与固定摄像头，巡检机器人能够在复杂装置区、罐区及管廊等环境中实现大范围移动感知，弥补固定监测在遮挡、盲区及动态变化场景下的不足。在化工园区中，火焰、烟雾、泄漏痕迹及设备表面状态等均具有显著的视觉或多模态特征，而人工巡检不仅成本高、效率低，还存在作业人员暴露于高温、高压及有毒环境中的安全风险。因此，融合自主移动平台与智能感知分析的机器人巡检系统，已成为化工行业智能巡检体系的重要技术基础。

现有研究与工程实践通常围绕多模态感知、导

航与路径规划、边缘协同计算以及系统集成等方面展开，逐步形成具备工程可行性的巡检解决方案。赵洵等<sup>[109]</sup>面向煤制甲醇气化装置构建了智能安监巡检机器人系统，机器人集成可燃/有毒气体探测器、红外成像与可见光摄像头，并结合自主导航与模式识别技术，实现对高温高压设备及含毒介质管线的全天候自主巡检。该系统显著提升了泄漏隐患的发现效率，为高风险装置区的无人化巡检提供了实践范例。Xu 等<sup>[110]</sup>基于 ROS 平台构建石化厂区智能巡检机器人系统，通过 SLAM、自主导航与避障算法实现复杂工业场景下的稳定运行，并自动采集图像、温度等多模态数据，上传至边缘或云端进行智能分析，从而提高了巡检数据的结构化程度与分析自动化水平。

在系统级集成方面，巡检机器人正逐步由单一设备演进为与数字化平台深度耦合的智能巡检体系。徐亚菲等<sup>[111]</sup>提出由防爆轮式巡检机器人与立体化数字巡检平台构成的一体化解决方案，机器人搭载多光谱成像、红外测温、气体检测与声音传感器，并通过路径规划与远程调度实现装置区与罐区的全覆盖巡检。后台平台集成多源数据融合与异常识别算法，能够自动识别火焰、烟雾、泄漏及异常噪声等事件，并与应急指挥系统联动，实现从现场异常发现到指挥处置的闭环管理。李迎伟等<sup>[112]</sup>针对防爆场景设计的自主移动巡检机器人体系，进一步验证了机器人在复杂化工环境中的自主巡航能力与长期稳定作业性能。

在设备状态与资产完整性监测方面，机器人巡检为传统人工检查提供了连续、客观的数据获取手段。Shekhawat 等<sup>[113]</sup>构建了基于云端计算机视觉模型的巡检机器人系统，机器人在厂区内行驶并采集现场图像，由云端或边缘侧模型自动完成腐蚀斑点识别、表计读数与泄漏痕迹检测，显著降低了人工巡检与离线标注工作量，并为设备健康管理提供了标准化的数据基础。在受限空间检测场景中，Oluwatosin 等<sup>[114]</sup>提出的管道巡检机器人系统，通过在机器人本体或随行边缘设备上部署轻量化深度学习缺陷识别模型，即使在低照度、狭窄空间等不利条件下，仍能实现对裂纹、孔洞与凹坑等缺陷的近实时识别与报警，有效提升了管道内部检测的安全性与效率。

智能机器人巡检通过将自主移动能力与多模态智能感知深度融合，使化工 AIoT 系统具备了从定

点监测向空间感知扩展的能力。在固定在线监测系统的基础上,引入机器人巡检可显著提升对复杂工况与动态风险的覆盖水平,为化工园区构建连续、立体和少人化的安全监测体系提供了重要支撑。

### 3.2 设备管理与预测性维护

在化工生产过程中,大型旋转设备、压力容器及关键机组长期在高温、高压、强腐蚀与高负载等极端工况下运行,轴承疲劳、密封老化、电气绝缘退化等隐患具有隐蔽性强、演化周期长的特点,一旦失效,往往会引发连锁停产甚至重大安全事故。由于化工装置结构复杂、运行连续性要求高,传统依赖人工巡检和定期检修的维护模式难以及时识别早期退化特征,维护成本高且决策滞后。在此背景下,基于 AIoT 的设备状态监测与预测性维护体系逐步成为提升化工生产安全性、可靠性与运行效率的重要技术路径。

化工 AIoT 驱动的预测性维护通常以多源传感感知为基础,通过边缘与云协同计算实现设备状态的持续评估与异常识别。为满足工业现场对实时性与鲁棒性的要求, Mian 等<sup>[115]</sup>提出基于 AIoT 的边缘计算框架,对旋转机械振动信号进行特征提取,并在边缘侧部署轻量化支持向量机模型,实现故障类型识别与运行状态评估。该框架通过将诊断能力前移至现场,显著降低了对云计算和网络带宽的依赖。单徐丹<sup>[116]</sup>设计的化工生产实时监控体系通过构建多源异构传感器网络,实现对温度、压力、流量以及气体泄漏等多类参数的同步采集,并在边缘节点完成数据预处理与筛选,从而为后续智能分析提供高质量输入。

随着时序建模与深度学习方法在工业场景中的应用深化,研究重点逐步从静态异常检测扩展至动态退化建模与剩余寿命预测。Fawwaz 等<sup>[117]</sup>提出的云-边协同框架利用云端遗传算法进行特征选择,并在边缘端部署轻量化 LSTM 自编码器,实现对高噪声、多变量时序数据的实时异常检测。针对边缘设备算力受限的问题, Park 等<sup>[118]</sup>通过模型结构简化与参数压缩,提出轻量级 LSTM,使设备健康评估无须依赖云端推理即可实时完成。Ullah 等<sup>[119]</sup>进一步在视频监测场景中构建轻量化双流网络,通过边缘侧自剪枝卷积网络快速剔除正常帧,仅将潜在异常片段上传至云端进行深度分析,在保证检测精度的同时显著降低了通信负载。

在多传感器融合与复杂故障模式识别方面,

Wang 等<sup>[120]</sup>提出将多通道时序信号重构为时空矩阵,并利用二维卷积神经网络进行诊断的方法,避免了传统频域分析对专家经验的高度依赖,同时具备较好的边缘部署适应性。对于维护决策层面的智能化, Kizito 等<sup>[121]</sup>将长短期记忆网络引入设施基础设施健康管理场景,利用多传感器时序监测数据实现故障诊断、失效概率预测与剩余寿命估计;将预测性维护与强化学习相结合,提出可迁移深度强化学习框架,通过设备端实时采集的状态信息实现维护任务优先级排序与资源调度优化,在边缘-雾-云协同体系中实现跨装置、跨任务的智能维护管理,从而将预测性维护由状态预测拓展至决策优化。

针对化工设备运行环境的特殊性,部分研究进一步关注极端工况下的感知与维护问题。Chang 等<sup>[122]</sup>设计了能够在高温环境中长期稳定运行的工业物联网传感系统,通过耐高温传感器与低功耗无线模块实现设备表面温度的实时监测,并在边缘节点完成局部计算以提升响应速度。对于液压系统等多故障模式并存的复杂设备, Liu 等<sup>[123]</sup>通过部署多模态传感器并在边缘端运行轻量级机器学习模型,实现在线异常检测与早期故障预警,而云端则负责寿命预测与维护策略优化,从而有效降低设备非计划停机风险。

总体来看,化工 AIoT 驱动的设备管理与预测性维护正由单一故障检测向“状态感知—退化建模—寿命预测—维护决策”闭环体系演进。通过将智能分析能力前移至边缘侧并与云端全局优化协同,该类方法在保障实时性的同时,兼顾了预测精度与系统扩展性,为化工装置的安全稳定运行提供了持续、量化的技术支撑。

### 3.3 生产过程智能化与优化运行

在化工连续生产场景中,工艺流程通常具有多变量强耦合、显著非线性以及操作窗口狭窄等特征,原料性质波动、负荷变化与非稳态扰动易在装置内部产生放大效应。传统依赖经验规则或静态模型的运行调节方式,难以在复杂工况下同时兼顾安全性、稳定性与能效要求。随着 AIoT 技术在感知、计算与执行层面的持续渗透,化工生产系统逐步具备了嵌入式智能认知与在线优化能力,为实现连续过程的智能化运行提供了新的技术路径。

在化工 AIoT 驱动的智能运行体系中,软测量模型是实现关键质量变量在线获取的基础能力。由

于组分浓度、反应转化率等核心工艺指标往往难以通过在线仪表直接测量, 需依托过程数据构建数据驱动模型进行实时估计。针对化工过程的动态性与多变量耦合特征, Hao 等<sup>[124]</sup>提出基于时序卷积网络与长短时记忆网络相结合的轻量级软测量模型, 通过一维空洞卷积扩展时间感受野, 并利用 LSTM 捕捉长时依赖关系, 实现对丁烷脱丙塔底部 C<sub>4</sub> 含量的高精度预测。该类模型结构紧凑、推理效率高, 适合部署在边缘计算节点中, 为再沸负荷与回流比的实时调节提供可靠输入。

然而, 仅依赖时间序列特征往往难以反映化工装置内部的结构性耦合关系。为增强模型对工艺拓扑与物理约束的刻画能力, Liu 等<sup>[125]</sup>利用化工流程的结构特征构建轻量级图神经网络软测量模型, 将装置表示为图结构, 并通过引入质量守恒、能量耦合与物流路径等机理信息, 形成机理先验与数据驱动相融合的混合建模框架。该类方法在保持模型轻量化特性的同时, 显著提升了对工艺结构变化与工况扰动的适应能力。

随着计算能力的提升, 深层软测量结构在复杂装置中的应用不断深化。针对 PTA 装置醋酸含量预测问题, 耿志强等<sup>[126]</sup>提出卷积特征提取-双向 LSTM-注意力机制相结合的深度软测量模型。卷积层用于建模变量间的局部关联, 双向 LSTM 捕捉反应与结晶过程中的双向动态依赖, 注意力机制突出对关键变量的关注权重, 从而在强动态耦合工艺中实现更高预测精度。针对测量噪声大、采样滞后的实际问题, 贺彦林等<sup>[127]</sup>提出 PCA 降维与改进极限学习机相结合的软测量方案, 通过降维增强输入稳定性, 并利用快速训练的 ELM 提升模型泛化能力, 实现了低建模成本、可在线更新的设计思路。该类方法在边缘设备中具有较好的工程适用性, 并可与深度模型形成互补。

在更复杂的反应单元中, 传统数据驱动模型难以全面反映多相流动与传质反应机理。针对这一问题, 温凯杰等<sup>[128]</sup>提出将卷积长短时记忆网络与计算流体力学模型相结合的 ConvLSTM-CFD 快速模拟框架, 使复杂反应器由传统的离线分析转向在线预测与快速优化成为可能。该类机理-数据融合方法为高复杂度单元的智能运行提供了新的技术方向。

总体来看, 化工 AIoT 驱动的生产过程智能化正以软测量为核心认知基础, 逐步向在线优化与闭环调节扩展。通过将关键质量变量的实时估计结果

与边侧的实时优化与协调控制算法相结合, 系统能够在保障安全约束的前提下, 实现能耗降低、产率提升与运行稳定性的综合优化, 为化工连续生产的智能化运行提供了重要技术支撑。

## 4 当前挑战与未来方向

### 4.1 当前挑战

AIoT 在化工行业的应用旨在实现对生产过程的实时感知、智能分析与精准控制。融合温度、压力、气体浓度和设备状态等多源数据, 可提升化工行业的运行效率与安全水平。尽管该技术在化工场景中具有广阔的应用前景, 实际应用过程中仍面临诸多挑战。

当前, 数据质量与跨系统语义一致性问题仍是基础性约束。尽管边缘侧已可通过滤波、漂移校正和异常点识别等手段提升源端数据质量, 平台层也可借助完整性、准确性、一致性和可追溯性等指标开展质量治理, 但化工现场设备来源复杂、协议异构、采样频率不一致, 这导致跨设备、跨装置和跨系统的数据融合仍面临较高门槛。对于化工过程而言, 数据质量问题不仅影响监测精度, 还会进一步放大软测量、异常识别与闭环控制中的模型误差。

实时性、安全性与协同复杂度之间的矛盾仍未得到根本解决。有线网络、工业协议以及云-边-端协同架构已为化工 AIoT 提供了较好的网络与计算基础, 但在高频数据流、大规模感知节点和复杂装置耦合条件下, 系统仍需在通信时延、任务卸载、资源调度和网络可靠性之间进行权衡。尤其是在安全联锁、异常联动与快速处置场景中, 如何在保证控制确定性的前提下实现跨层智能协同, 仍是当前工程化部署的难点。

模型泛化能力、可解释性与长期运维能力不足。现有深度学习方法已在视觉检测、时序预测和软测量等方面取得较好效果, 但化工过程具有工况切换频繁、故障样本稀缺、分布漂移显著和机理约束严格等特点, 导致模型在跨装置迁移、长期稳定运行和极端工况外推方面仍存在明显不足。对于化工场景而言, 模型性能下降不仅是精度问题, 还可能进一步影响操作建议、报警判断和控制决策的可信度。

从“感知智能”走向“安全约束下的闭环决策”仍有明显距离。已有研究开始探索由在线感知、状态估计到执行优化的闭环链路, 但在化工过

程工业中,智能模型若要真正进入控制与执行层,还必须满足可解释、可验证、可审计和可容错等更高要求。这意味着化工 AIoT 的核心挑战不只是算法精度提升,更是在安全约束、控制层级和工程规范共同作用下,实现可信、稳健和可持续的系统级智能闭环。

## 4.2 未来发展方向

### (1) 面向异构数据的自监督与持续学习

为应对多源感知数据异构、标注稀缺的挑战,需发展融合自监督学习与迁移学习的稳健建模方法,充分利用无标签数据的内在结构与跨任务知识。未来进一步结合在线学习与边缘自适应机制,使模型能够在动态变化的化工环境中持续演进,保障长期部署的可靠性。

### (2) 保障数据隐私的分布式协同智能

针对数据隐私与集中式训练的矛盾,联邦学习通过在本地训练仅共享模型参数的范式,为化工 AIoT 提供了一条可行的技术路径。未来研究需重点解决化工场景下数据非独立同分布、设备异构性强、通信效率优化等关键问题,以实现真正安全、高效的跨装置、跨厂区协同建模与优化。

### (3) 面向边缘的自动化与自适应轻量化

为突破边缘算力约束,未来需超越传统剪枝、量化等方法,向自动化、硬件感知的模型轻量化方向发展。结合神经架构搜索、自动化压缩工具链以及编译器优化技术,动态生成与特定边缘硬件高度匹配的极致高效模型,实现性能、精度与能耗的最优平衡。这是支撑化工边缘智能规模化落地的关键。

### (4) 机理与数据融合的可解释智能

化工过程对安全性与可解释性要求极高,未来需深度融合第一性原理(机理模型)与数据驱动模型,发展物理信息神经网络、符号推理与深度学习结合等新型混合模型。这不仅可提升模型在数据稀缺区域的外推能力和泛化性,更能提供符合工艺认知的决策解释,满足 HAZOP 分析、安全认证等工程合规性要求,是 AIoT 深入化工核心安全控制领域的必由之路。

## 5 结束语

综上所述,化工 AIoT 正围绕安全生产、过程控制、设备管理与能效优化等核心需求,逐步形成由多源感知、可靠通信、云-边-端协同计算、智能分析与闭环执行构成的系统化技术体系。本文从体

系架构、关键技术与典型应用 3 个层面,对化工 AIoT 的发展脉络进行了系统梳理,并重点分析了其在在线监测与智能巡检、设备管理与预测性维护以及生产过程智能化运行中的实现路径与工程特征。总体来看,化工 AIoT 的价值不仅体现在将人工智能能力嵌入物联网系统,更体现在面向连续流程工业的强耦合机理与严格安全约束,推动工业系统由“信息互联”进一步走向“感知—分析—决策—执行”的智能闭环。未来,随着云-边-端协同、自适应轻量化部署以及机理-数据融合建模等技术持续发展,化工 AIoT 有望在保障安全与稳定运行的前提下,进一步提升复杂工况下的感知、诊断、预测与优化控制能力,为化工过程工业的智能化升级提供更坚实的技术支撑。

## 参考文献:

- [1] 邓建玲,王飞跃,陈耀斌,等.从工业 4.0 到能源 5.0: 智能能源系统的概念、内涵及体系框架[J]. 自动化学报, 2015, 41(12): 2003-2016.  
Deng J L, Wang F Y, Chen Y B, et al. From industries 4.0 to energy 5.0: concept and framework of intelligent energy systems[J]. Acta Automatica Sinica, 2015, 41(12): 2003-2016.
- [2] Siam S I, Ahn H, Liu L, et al. Artificial intelligence of things: a survey[J]. ACM Transactions on Sensor Networks, 2025, 21(1): 1-75.
- [3] Oliveira F, Costa D G, Assis F, et al. Internet of intelligent things: a convergence of embedded systems, edge computing and machine learning[J]. Internet of Things, 2024, 26: 101153.
- [4] Villar E, Martín Toral I, Calvo I, et al. Architectures for industrial AIoT applications[J]. Sensors, 2024, 24(15): 4929.
- [5] Rojas E, Carrascal D, Lopez-Pajares D, et al. A survey on AI-empowered softwarized industrial IoT networks[J]. Electronics, 2024, 13(10): 1979.
- [6] Perera Y S, Ratnaweera D A A C, Dasanayaka C H, et al. The role of artificial intelligence-driven soft sensors in advanced sustainable process industries: a critical review[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 121: 105988.
- [7] 王飞跃,张俊. 物联网: 概念、问题和平台[J]. 自动化学报, 2017, 43(12): 2061-2070.  
Wang F Y, Zhang J. Internet of minds: the concept, issues and platforms[J]. Acta Automatica Sinica, 2017, 43(12): 2061-2070.
- [8] 王晓静,张晋. 物联网研究综述[J]. 辽宁大学学报(自然科学版), 2010, 37(1): 37-39.  
Wang X J, Zhang J. Research on Internet of Things[J]. Journal of Liaoning University (Natural Sciences Edition), 2010, 37(1): 37-39.
- [9] Wuest T, Weimer D, Irgens C, et al. Machine learning in manufacturing: advantages, challenges, and applications[J]. Production & Manufacturing Research, 2016, 4(1): 23-45.
- [10] Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: an overview[J]. Neural Networks, 2015, 61: 85-117.
- [11] Pan S J, Yang Q. A survey on transfer learning[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2010, 22(10): 1345-1359.
- [12] Mnih V, Kavukcuoglu K, Silver D, et al. Human-level control through deep reinforcement learning[J]. Nature, 2015, 518(7540): 529-533.

- [13] 顾阳, 肖祥慧, 张晨雪. 智能物联网研究综述[J]. 北京印刷学院学报, 2025, 33(3): 38-48.  
Gu Y, Xiao X H, Zhang C X. A comprehensive review of intelligent Internet of Things research[J]. Journal of Beijing Institute of Graphic Communication, 2025, 33(3): 38-48.
- [14] Mrabet H, Belguith S, Alhounou A, et al. A survey of IoT security based on a layered architecture of sensing and data analysis[J]. Sensors, 2020, 20(13): 3625.
- [15] Pandey S, Chaudhary M, Tóth Z. An investigation on real-time insights: enhancing process control with IoT-enabled sensor networks[J]. Discover Internet of Things, 2025, 5: 29.
- [16] Khanh Q V, Hoai N V, Manh L D, et al. Wireless communication technologies for IoT in 5G: vision, applications, and challenges[J]. Wireless Communications and Mobile Computing, 2022, 2022: 3229294.
- [17] Amin S U, Hossain M S. Edge intelligence and Internet of Things in healthcare: a survey[J]. IEEE Access, 2021, 9: 45-59.
- [18] Li H, Ota K, Dong M X. Learning IoT in edge: deep learning for the Internet of Things with edge computing[J]. IEEE Network, 2018, 32(1): 96-101.
- [19] Yazici M, Basurra S, Gaber M. Edge machine learning: enabling smart Internet of Things applications[J]. Big Data and Cognitive Computing, 2018, 2(3): 26.
- [20] Christou I T, Kefalakis N, Soldatos J K, et al. End-to-end industrial IoT platform for Quality 4.0 applications[J]. Computers in Industry, 2022, 137: 103591.
- [21] 丁进良, 杨翠娥, 陈远东, 等. 复杂工业过程智能优化决策系统的现状与展望[J]. 自动化学报, 2018, 44(11): 1931-1943.  
Ding J L, Yang C E, Chen Y D, et al. Research progress and prospects of intelligent optimization decision making in complex industrial process[J]. Acta Automatica Sinica, 2018, 44(11): 1931-1943.
- [22] Decotignie J D. Ethernet-based real-time and industrial communications[J]. Proceedings of the IEEE, 2005, 93(6): 1102-1117.
- [23] Chiang L, Lu B, Castillo I. Big data analytics in chemical engineering[J]. Annual Review of Chemical and Biomolecular Engineering, 2017, 8: 63-85.
- [24] 田庆, 胡蓉, 李佐勇, 等. 基于 SE-YOLOv5s 的绝缘子检测[J]. 智能科学与技术学报, 2021, 3(3): 312-321.  
Tian Q, Hu R, Li Z Y, et al. Insulator detection based on SE-YOLOv5s[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2021, 3(3): 312-321.
- [25] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [26] Cover T, Hart P. Nearest neighbor pattern classification[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1967, 13(1): 21-27.
- [27] Breiman L. Random forests[J]. Machine Learning, 2001, 45(1): 5-32.
- [28] Gu J X, Wang Z H, Kuen J, et al. Recent advances in convolutional neural networks[J]. Pattern Recognition, 2018, 77: 354-377.
- [29] Redmon J, Divvala S, Girshick R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2016: 779-788.
- [30] Ren S Q, He K M, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [31] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[PP]. V6. (2015-04-10) [2025-12-13]. arXiv: arXiv:1409.1556.
- [32] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//Proceedings of the 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2016: 770-778.
- [33] Shi J H, Chang Y J, Xu C H, et al. Real-time leak detection using an infrared camera and Faster R-CNN technique[J]. Computers & Chemical Engineering, 2020, 135: 106780.
- [34] Wang M H, Sheng D, Yuan P, et al. Infrared imaging detection for hazardous gas leakage using background information and improved YOLO networks[J]. Remote Sensing, 2025, 17(6): 1030.
- [35] 张杨, 程智宇, 陈允降, 等. 注意力机制增强的输煤传送带异物检测[J]. 智能科学与技术学报, 2025, 7(2): 268-276.  
Zhang Y, Cheng Z Y, Chen Y J, et al. Foreign object detection on coal conveyor belt enhanced by attention mechanism[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2025, 7(2): 268-276.
- [36] Cho K, van Merriënboer B, Gulcehre C, et al. Learning phrase representations using RNN encoder-decoder for statistical machine translation[C]//Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Stroudsburg: ACL, 2014: 1724-1734.
- [37] Hochreiter S, Schmidhuber J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [38] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2017, 30: 5998-6008.
- [39] Pu X S, Ge X L, Liu B T. Fault prognosis and detection for carbonate chemical process under multimodal conditions based on transformer and self-adaptive deep learning[J]. Industrial & Engineering Chemistry Research, 2024, 63(24): 10677-10691.
- [40] 赵世礼, 莫红, 杨澳男, 等. 基于 YOLOv7-Tiny 的密集行人检测模型[J]. 智能科学与技术学报, 2025, 7(3): 350-360.  
Zhao S L, Mo H, Yang A N, et al. Dense pedestrian detection model based on improved YOLOv7-Tiny[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2025, 7(3): 350-360.
- [41] Duman B. A real-time green and lightweight model for detection of liquefied petroleum gas cylinder surface defects based on YOLOv5[J]. Applied Sciences, 2025, 15(1): 458.
- [42] 王爽, 欧阳泽, 祝皓轩, 等. 基于改进 YOLOv8 的化工泄漏检测方法[J]. 重庆科技大学学报(自然科学版), 2025, 27(2): 70-79.  
Wang S, Ouyang Z, Zhu H X, et al. A chemical leakage detection method based on the improved YOLOv8[J]. Journal of Chongqing University of Science and Technology (Natural Sciences Edition), 2025, 27(2): 70-79.
- [43] Inobeme A, Natarajan A, Pradhan S, et al. Chemical sensor technologies for sustainable development: recent advances, classification, and environmental monitoring[J]. Advanced Sensor Research, 2024, 3(12): 2400066.
- [44] Schütze A, Helwig N, Schneider T. Sensors 4.0-smart sensors and measurement technology enable Industry 4.0[J]. Journal of Sensors and Sensor Systems, 2018, 7(1): 359-371.
- [45] Chaudhari B S, Ghorpade S N, Zennaro M, et al. TinyML for low-power Internet of Things[M]//TinyML for Edge Intelligence in IoT and LPWAN Networks. Amsterdam: Elsevier, 2024: 1-12.
- [46] Klippert M, Pauer W. Distributed optical fiber sensors for real-time tracking of fouling buildup for tubular continuous polymerization reactors[J]. Chemical Engineering Research and Design, 2024, 211: 168-178.
- [47] Ali A H, Duhis A H, Alzurfi N A L, et al. Smart monitoring system for pressure regulator based on IOT[J]. International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE), 2019, 9(5): 3450.
- [48] Herdiyanto D W, Hardianto T, Ardiansyah D, et al. Water pipeline monitoring system using flow sensor based on the Internet of Things[J]. Jurnal Arus Elektro Indonesia, 2023, 9(1): 27.

- [49] Andrizar, Kurniadi D, Alfitri N, et al. Realtime and liquid tank volume monitoring based on Internet of Things[J]. JECCOM: International Journal of Electronics Engineering and Applied Science, 2024, 2(2): 50-57.
- [50] Reis T, Moura P C, Gonçalves D, et al. Ammonia detection by electronic noses for a safer work environment[J]. Sensors, 2024, 24(10): 3152.
- [51] Tan Q L, Pei X D, Zhu S M, et al. Development of an optical gas leak sensor for detecting ethylene, dimethyl ether and methane[J]. Sensors, 2013, 13(4): 4157-4169.
- [52] Chu N, Liang Q J, Hao W, et al. Microbial electrochemical sensor for water biotoxicity monitoring[J]. Chemical Engineering Journal, 2021, 404: 127053.
- [53] Kadlec P, Gabrys B, Strandt S. Data-driven soft sensors in the process industry[J]. Computers & Chemical Engineering, 2009, 33(4): 795-814.
- [54] Lang Z Q, Wang B, Wang Y T, et al. A novel multi-sensor data-driven approach to source term estimation of hazardous gas leakages in the chemical industry[J]. Processes, 2022, 10(8): 1633.
- [55] Narkhede P, Walambe R, Mandaokar S, et al. Gas detection and identification using multimodal artificial intelligence based sensor fusion[J]. Applied System Innovation, 2021, 4(1): 3.
- [56] Attallah O. Multitask deep learning-based pipeline for gas leakage detection via E-nose and thermal imaging multimodal fusion[J]. Chemosensors, 2023, 11(7): 364.
- [57] Aragonés R, Oliver J, Ferrer C. Transforming industrial maintenance with thermoelectric energy harvesting and NB-IoT: a case study in oil refinery applications[J]. Sensors, 2025, 25(3): 703.
- [58] Rogerio D S M, Adilson P, Paulo D C A, et al. Corrosion resistant FBG-based quasi-distributed sensor for crude oil tank dynamic temperature profile monitoring[J]. Sensors, 2015, 15(12): 30693-30703.
- [59] Sen S K. Fieldbus and networking in process automation[M]. 2nd ed. Boca Raton: CRC Press, 2021.
- [60] Zurawski R, ed. Industrial communication technology handbook[M]. 2nd ed. Boca Raton: CRC Press, 2014.
- [61] 刘暄. 新型工业网络的发展及对能源化工行业的机遇分析[J]. 中国石油和化工, 2024(12): 75-78.  
Liu X. Development of new industrial network and its opportunity analysis for energy and chemical industry[J]. China Petroleum and Chemical Industry, 2024(12): 75-78.
- [62] Zeltwanger H. A short history of standardization and CAN[J]. Control Engineering, 2015, 62(2): DE1-DE3.
- [63] 王静. 基于光纤传感技术的温湿度测量系统在工业环境中的应用研究[J]. 计量与测试技术, 2023, 50(9): 29-32.  
Wang J. Research on the application of temperature and humidity measurement system based on optical fiber sensing technology in industrial environment[J]. Metrology & Measurement Technique, 2023, 50(9): 29-32.
- [64] De Carvalho Silva J, Rodrigues J J P C, Alberti A M, et al. LoRaWAN: a low power WAN protocol for Internet of Things: a review and opportunities[C]//Proceedings of the 2017 2nd International Multidisciplinary Conference on Computer and Energy Science. Piscataway: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [65] Beyene Y D, Jantti R, Tirkkonen O, et al. NB-IoT technology overview and experience from cloud-RAN implementation[J]. IEEE Wireless Communications, 2017, 24(3): 26-32.
- [66] Alsulami M M, Akkari N. The role of 5G wireless networks in the Internet-of- things (IoT)[C]//Proceedings of the 2018 1st International Conference on Computer Applications & Information Security (ICCAIS). Piscataway: IEEE Press, 2018: 1-8.
- [67] Mozaffarihar E, Theoleyre F, Menth M. A survey of Wi-Fi 6: technologies, advances, and challenges[J]. Future Internet, 2022, 14(10): 293.
- [68] Haartsen J C. The bluetooth radio system[J]. IEEE Personal Communications, 2000, 7(1): 28-36.
- [69] Pereira C E, Diedrich C, Neumann P. Communication protocols for automation[M]//Nof S Y. Springer Handbook of Automation. Cham: Springer International Publishing, 2023: 535-560.
- [70] 贾凡, 熊刚, 朱凤华, 等. 基于 MQTT 的工业物联网通信系统研究与实现[J]. 智能科学与技术学报, 2019, 1(3): 249-259.  
Jia F, Xiong G, Zhu F H, et al. Research and implementation of industrial Internet of Things communication system based on MQTT[J]. Chinese Journal of Intelligent Science and Technology, 2019, 1(3): 249-259.
- [71] Aquilina J, Xuereb P A, Francalanza E, et al. A comparative analysis of application layer protocols within an industrial Internet of Things monitoring system[C]//Proceedings of the 2024 IEEE International Symposium on Measurements & Networking (M&N). Piscataway: IEEE Press, 2024: 1-6.
- [72] Da Silva J T, Dias A L, Da Silva I N. A survey on OPC UA protocol: overview, challenges and opportunities[C]//Proceedings of the 2023 15th IEEE International Conference on Industry Applications (INDUSCON). Piscataway: IEEE Press, 2023: 1523-1530.
- [73] Kang W, Kapitanova K, Son S H. RDDS: a real-time data distribution service for cyber-physical systems[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2012, 8(2): 393-405.
- [74] International Electrotechnical Commission. Enterprise-control system integration-Part 1: models and terminology: IEC 62264-1:2013[S]. Geneva: IEC, 2013.
- [75] Yu H B, Zeng P, Xu C. Industrial wireless control networks: from WIA to the future[J]. Engineering, 2022, 8: 18-24.
- [76] Zhang T Y, Wang G, Xue C Y, et al. Time-sensitive networking (TSN) for industrial automation: current advances and future directions[J]. ACM Computing Surveys, 2025, 57(2): 1-38.
- [77] 李卫, 孙雷, 王健全, 等. 面向工业自动化的 5G 与 TSN 协同关键技术[J]. 工程科学学报, 2022, 44(6): 1044-1052.  
Li W, Sun L, Wang J Q, et al. Key technologies to enable 5G and TSN coordination for industrial automation[J]. Chinese Journal of Engineering, 2022, 44(6): 1044-1052.
- [78] Belgoumi M D, Bouadjenek M R, Aryal S, et al. Data quality in edge machine learning: a state-of-the-art survey[PP]. V1. (2024-06-01)[2025-12-13]. arXiv: arXiv.2406.02600.
- [79] Peixoto T, Oliveira B, Oliveira Ó, et al. Data quality assessment in smart manufacturing: a review[J]. Systems, 2025, 13(4): 243.
- [80] Morris K C, Lu Y, Frechette S. Foundations of information governance for smart manufacturing[J]. Smart and Sustainable Manufacturing Systems, 2020, 4(2): 43-61.
- [81] Dingorkar S, Kalshetti S, Shah Y, et al. Real-time data processing architectures for IoT applications: a comprehensive review[C]//Proceedings of the 2024 First International Conference on Technological Innovations and Advance Computing (TIACOMP). Piscataway: IEEE Press, 2024: 507-513.
- [82] Kyaw C M, Thein N N M. Evaluating pipeline architecture with apache Kafka and apache flink: data-driven architecture[C]//International Conference on Genetic and Evolutionary Computing. Singapore: Springer, 2025: 495-505.
- [83] Rosendo D, Costan A, Valduriez P, et al. Distributed intelligence on the Edge-to-Cloud Continuum: a systematic literature review[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2022, 166: 71-94.
- [84] Bonomi F, Milito R, Zhu J, et al. Fog computing and its role in the Internet of Things[C]//Proceedings of the First Edition of the MCC Work-

- shop on Mobile Cloud Computing. New York: ACM, 2012: 13-16.
- [85] Kang Y P, Hauswald J, Gao C, et al. Neurosurgeon: collaborative intelligence between the cloud and mobile edge[C]//Proceedings of the Twenty-Second International Conference on Architectural Support for Programming Languages and Operating Systems. New York: ACM, 2017: 615-629.
- [86] 白昱阳, 黄彦浩, 陈思远, 等. 云边智能: 电力系统运行控制的边缘计算方法及其应用现状与展望[J]. 自动化学报, 2020, 46(3): 397-410.
- Bai Y Y, Huang Y H, Chen S Y, et al. Cloud-edge intelligence: status quo and future prospective of edge computing approaches and applications in power system operation and control[J]. Acta Automatica Sinica, 2020, 46(3): 397-410.
- [87] Daraghmi Y A, Daraghmi E Y, Daraghma R, et al. Edge-fog-cloud computing hierarchy for improving performance and security of NB-IoT-based health monitoring systems[J]. Sensors, 2022, 22(22): 8646.
- [88] Sreekanth G R, Ahmed Najat Ahmed S, Sarac M, et al. Mobile fog computing by using SDN/NFV on 5G edge nodes[J]. Computer Systems Science and Engineering, 2022, 41(2): 751-765.
- [89] Peruzzi G, Pozzebon A. Combining LoRaWAN and NB-IoT for edge-to-cloud low power connectivity leveraging on fog computing[J]. Applied Sciences, 2022, 12(3): 1497.
- [90] Poojara S R, Dehury C K, Jakovits P, et al. Serverless data pipeline approaches for IoT data in fog and cloud computing[J]. Future Generation Computer Systems, 2022, 130: 91-105.
- [91] Alhazmi S, Kumar K, Alhelaly S. Fuzzy control based resource scheduling in IoT edge computing[J]. Computers, Materials & Continua, 2022, 71(3): 4855-4870.
- [92] Zou Z, Jin Y, Nevalainen P, et al. Edge and fog computing enabled AI for IoT-an overview[C]//Proceedings of the 2019 IEEE International Conference on Artificial Intelligence Circuits and Systems (AICAS). Piscataway: IEEE Press, 2019: 51-56.
- [93] Luo H D, Cai H M, Yu H, et al. A short-term energy prediction system based on edge computing for smart city[J]. Future Generation Computer Systems, 2019, 101: 444-457.
- [94] Jiang Z H, Ling N W, Huang X, et al. CoEdge: a cooperative edge system for distributed real-time deep learning tasks[C]//Proceedings of the 22nd International Conference on Information Processing in Sensor Networks. New York: ACM, 2023: 53-66.
- [95] Alhajeri M S, Wu Z, Rincon D, et al. Machine-learning-based state estimation and predictive control of nonlinear processes[J]. Chemical Engineering Research and Design, 2021, 167: 268-280.
- [96] Hollnagel E. Safety-II in Practice: Developing the Resilience Potentials[M]. London: Routledge, 2017.
- [97] Zuo J H, Li Z Q, Xu W B, et al. Automated detection of methane leaks by combining infrared imaging and a gas-faster region-based convolutional neural network technique[J]. Sensors, 2025, 25(18): 5714.
- [98] Shirley C P, Immanuel John Raja J, Evangelin Sonia S V, et al. Recognition and monitoring of gas leakage using infrared imaging technique with machine learning[J]. Multimedia Tools and Applications, 2024, 83(12): 35413-35426.
- [99] Wang Q, Xing M W, Sun Y L, et al. Optical gas imaging for leak detection based on improved deeplabv3+ model[J]. Optics and Lasers in Engineering, 2024, 175: 108058.
- [100] 谷小婧, 林昊琪, 丁德武, 等. 基于红外气体成像及实例分割的气体泄漏检测方法[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2023, 49(1): 76-86.
- Gu X J, Lin H Q, Ding D W, et al. An infrared gas imaging and instance segmentation based gas leakage detection method[J]. Journal of East China University of Science and Technology (Natural Science Edition), 2023, 49(1): 76-86.
- [101] Lee J, Kim Y, Rehman A, et al. Development of an AI-based image/ultrasonic convergence camera system for accurate gas leak detection in petrochemical plants[J]. Heliyon, 2024, 10(7): e28905.
- [102] Nahid S I, Khan M M. Toxic gas sensor and temperature monitoring in industries using Internet of Things (IoT)[C]//Proceedings of the 2021 24th International Conference on Computer and Information Technology. Piscataway: IEEE Press, 2021: 1-6.
- [103] Potyrai R A. Multivariable sensors for ubiquitous monitoring of gases in the era of Internet of Things and industrial Internet[J]. Chemical Reviews, 2016, 116(19): 11877-11923.
- [104] Ku W, Lee G, Lee J Y, et al. Rational design of hybrid sensor arrays combined synergistically with machine learning for rapid response to a hazardous gas leak environment in chemical plants[J]. Journal of Hazardous Materials, 2024, 466: 133649.
- [105] Hegde G P, Hegde N, Seetha M. Chemical plant liquid leakage IoT-based monitoring[C]//Smart Computing Techniques and Applications. Singapore: Springer, 2021: 487-495.
- [106] Barchyn T, Hugenholtz C H, Myshak S, et al. A UAV-based system for detecting natural gas leaks[J]. Journal of Unmanned Vehicle Systems, 2017: juvs-2017-0018.
- [107] Pozo A, Pérez-Ocón F, Rabaza O. A continuous liquid-level sensor for fuel tanks based on surface plasmon resonance[J]. Sensors, 2016, 16(5): 724.
- [108] 李志远, 韩永波, 谢福岭. 基于物联网的能源化工危废全生命周期智能应用探索[J]. 数字化转型, 2025, 2(3): 97-103.
- Li Z Y, Han Y B, Xie F L. An intelligent application exploration of the full lifecycle of energy and chemical hazardous waste based on the industrial Internet of Things[J]. Digital Transformation, 2025, 2(3): 97-103.
- [109] 赵润, 孟祥忠. 化工厂智能安监巡检机器人的研发与应用[J]. 自动化与仪表, 2024, 39(9): 66-69, 83.
- Zhao X, Meng X Z. Development and application of intelligent safety inspection robot in chemical plant[J]. Automation & Instrumentation, 2024, 39(9): 66-69, 83.
- [110] Xu J, Zhen S, Ma Y. Design of patrol robot in petrochemical plant area based on ROS[J]. Advances in Computer, Signals and Systems, 2022, 6(6): 32-36.
- [111] 徐亚菲, 郑安, 姜鑫, 等. 油气化工行业智能巡检方案设计及应用[J]. 中国石油和化工, 2024(8): 82-84.
- Xu Y F, Zheng A, Jiang X, et al. Design and application of intelligent inspection scheme in oil, gas and chemical industry[J]. China Petroleum and Chemical Industry, 2024(8): 82-84.
- [112] 李迎伟, 单新云, 聂建军, 等. 防爆型自主移动巡检机器人开发及性能研究[J]. 石油化工自动化, 2023, 59(3): 68-71.
- Li Y W, Shan X Y, Nie J J, et al. Development and performance study on explosion-proof autonomous mobile patrol robot[J]. Automation in Petro-Chemical Industry, 2023, 59(3): 68-71.
- [113] Shekhawat D, Barua J, Bhatia K. Smart inspection for corrosion and equipment monitoring using robotics with cloud-based computer vision[C]//Proceedings of the ADIPEC. Richardson: Society of Petroleum Engineers, 2025: SPE 229648-MS.
- [114] Oluwatosin O P, Syed S A, Apis O, et al. Application of computer vision in pipeline inspection robot[C]//Proceedings of the International Conference on Industrial Engineering and Operations Management. IEOM Society International, 2021: 1958-1970.
- [115] Mian T, Choudhary A, Fatima S, et al. Artificial intelligence of things

- based approach for anomaly detection in rotating machines[J]. Computers and Electrical Engineering, 2023, 109: 108760.
- [116]单徐丹. 工业物联网化工生产实时监控系统设计[J]. 化工设计通讯, 2025, 51(3): 111-113.  
Shan X D. Design of real-time monitoring system for industrial IoT chemical production[J]. Chemical Engineering Design Communications, 2025, 51(3): 111-113.
- [117]Fawwaz D Z, Chung S H. Real-time and robust hydraulic system fault detection via edge computing[J]. Applied Sciences, 2020, 10(17): 5933.
- [118]Park D, Kim S, An Y L, et al. LiReD: a light-weight real-time fault detection system for edge computing using LSTM recurrent neural networks[J]. Sensors, 2018, 18(7): 2110.
- [119]Ullah W, Ullah A, Hussain T, et al. Artificial Intelligence of Things-assisted two-stream neural network for anomaly detection in surveillance Big Video Data[J]. Future Generation Computer Systems, 2022, 129: 286-297.
- [120]Wang J X, Wang D Z, Wang S H, et al. Fault diagnosis of bearings based on multi-sensor information fusion and 2D convolutional neural network[J]. IEEE Access, 2021, 9: 23717-23725.
- [121]Kizito R, Scruggs P, Li X P, et al. Long short-term memory networks for facility infrastructure failure and remaining useful life prediction[J]. IEEE Access, 2021, 9: 67585-67594.
- [122]Chang V, Martin C. An industrial IoT sensor system for high-temperature measurement[J]. Computers and Electrical Engineering, 2021, 95: 107439.
- [123]Liu T, Zhou Z Q, Dai G H, et al. Edge computing algorithm analysis for predictive maintenance of hydraulic station[C]//Advanced Manufacturing and Automation XII. Singapore: Springer, 2023: 856-863.
- [124]Hao Y, Li J. Application of a soft sensor model based on TCN-LSTM to chemical processes[C]//Proceedings of the 4th International Conference on Frontiers of Electronics, Information and Computation Technologies. Singapore: Springer, 2025: 107-114.
- [125]Liu Y, Jia M W, Xu D Y, et al. Physics-guided graph learning soft sensor for chemical processes[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2024, 249: 105131.
- [126]耿志强, 徐猛, 朱群雄, 等. 基于深度学习的复杂化工过程软测量模型研究与应用[J]. 化工学报, 2019, 70(2): 564-571.  
Geng Z Q, Xu M, Zhu Q X, et al. Research and application of soft measurement model for complex chemical processes based on deep learning[J]. CIESC Journal, 2019, 70(2): 564-571.
- [127]贺彦林, 王晓, 朱群雄. 基于主成分分析-改进的极限学习机方法的精对苯二甲酸醋酸含量软测量[J]. 控制理论与应用, 2015, 32(1): 80-85.  
He Y L, Wang X, Zhu Q X. Modeling of acetic acid content in purified terephthalic acid solvent column using principal component analysis based improved extreme learning machine[J]. Control Theory & Applications, 2015, 32(1): 80-85.
- [128]温凯杰, 郭力, 夏诏杰, 等. 一种耦合 CFD 与深度学习的气固快速模拟方法[J]. 化工学报, 2023, 74(9): 3775-3785, F0003.  
Wen K J, Guo L, Xia Z J, et al. A rapid simulation method of gas-solid flow by coupling CFD and deep learning[J]. CIESC Journal, 2023, 74(9): 3775-3785.

## [作者简介]



张伟 (1998- ), 男, 北京化工大学信息科学与技术学院博士生, 主要研究方向为计算机视觉、多模态感知。



纪雅婷 (2002- ), 女, 北京化工大学信息科学与技术学院硕士生, 主要研究方向为多模态融合感知。



赵利强 (1982- ), 男, 北京化工大学化学工程学院副教授, 主要研究方向为能源化工的智能检测与智能控制。



王坤峰 (1982- ), 男, 北京化工大学信息科学与技术学院教授、博士生导师, 主要研究方向为计算机视觉、多模态感知、智能无人系统。