

# 人工智能赋能废气在线监控的探索与展望

邵李文<sup>1</sup>, 凌嘉茵<sup>2,3</sup>

1. 广东省广州生态环境监测中心站, 广东 广州 510006

2. 肇庆学院广东省城郊生态环境与低碳农业重点实验室, 广东 肇庆 526061

3. 肇庆学院环境与化学工程学院, 广东 肇庆 526061

**摘要:**为推进人工智能赋能污染源在线监控,助力生态环境监测数智化转型,探讨了人工智能赋能废气在线监控的路径。针对传统系统预警滞后、误报率高及“反造假”能力弱等痛点,提出三大路径:利用无监督与有监督学习构建动态感知与预测预警能力;融合物理规律与前沿算法建立智能“反造假”防火墙;借助多模态融合与图神经网络打破“信息孤岛”,实现从企业到区域的协同智能监管。旨在为构建智能、精准、高效的污染源监管新模式提供理论参考与技术展望。

**关键词:**废气在线监控;人工智能;智能监管;异常检测;反造假;数据融合

**中图分类号:**X830 **文献标志码:**A **文章编号:**1002-6002(2025)S1-0073-06

**DOI:**10.19316/j.issn.1002-6002.2025.S1.09

## Exploration and Prospects of Artificial Intelligence in Waste Gas Online Monitoring

SHAO Liwen<sup>1</sup>, LING Jiayin<sup>2,3</sup>

1. Guangzhou Sub-branch of Guangdong Ecological and Environmental Monitoring Center, Guangzhou 510006, China

2. Guangdong Provincial Key Laboratory of Eco-Environmental Studies and Low-Carbon Agriculture in Peri-Urban Areas, Zhaoqing University, Zhaoqing 526061, China

3. School of Environmental and Chemical Engineering, Zhaoqing University, Zhaoqing 526061, China

**Abstract:**To accelerate the integration of artificial intelligence (AI) into pollution-source online monitoring and facilitate the digital-intelligent transformation of eco-environmental governance, this paper investigates AI-enabled pathways for real-time waste-gas surveillance. Addressing chronic limitations of conventional systems—delayed alerts, high false-positive rates, and feeble tamper resistance—we propose a three-pronged strategy. First, synergistic unsupervised and supervised learning algorithms are deployed to create dynamic sensing and predictive early-warning capabilities. Second, physical constraints are fused with state-of-the-art AI models to erect an intelligent “anti-fraud firewall” that proactively identifies data forgery or sensor manipulation. Third, multi-modal data fusion and graph neural networks dismantle information silos, enabling cooperative intelligence that scales from individual plants to regional clusters. The envisioned framework offers both theoretical guidance and technical foresight for establishing a smarter, more accurate, and more efficient paradigm of pollution-source supervision.

**Keywords:**waste gas online monitoring; artificial intelligence; intelligent supervision; anomaly detection; tamper resistance; data fusion

为加快推进国家生态环境监测网络数智化转型,构建天空地海一体化监测体系,污染源智能监管已成为实现精准、科学、依法治污的核心抓手。废气在线监控作为固定污染源监管的“前沿哨兵”,其技术效能直接关系到污染防治的科学性和精准性。然而,传统废气在线监控在很大程度上仍停留在依赖烟气排放连续监测系统(CEMS)进行数据采集与阈值报警的初级阶段,面临预警滞后、异常误报、“反造假”能力不足及“信息孤岛”等多

重挑战,难以满足数智化转型对监测预警前瞻性、监管决策协同性提出的更高需求。人工智能技术,凭借其强大的模式识别、预测分析与多源信息融合能力,为破解上述困境、重塑监管模式提供了革命性路径。该研究系统探讨人工智能如何通过智能数据分析、“反造假”与多元协同等关键技术,赋能废气在线监控从“被动响应”迈向“主动预警”与“智能监管”,以期构建智慧高效的生态环境监测预警体系提供切实的路径参考与实践展望<sup>[1-3]</sup>。

收稿日期:2025-10-07;修订日期:2025-11-06

第一作者简介:邵李文(1985-),男,广东广州人,硕士,工程师。

减轻监管负担。

## 1 废气在线监控现状与智能监管需求分析

### 1.1 现有废气在线监控系统概述

中国已普遍建立了覆盖固定污染源的 CEMS 网络,主要由前端监测设备、数据采集传输系统与各级监控平台构成,实现了对  $\text{SO}_2$ 、 $\text{NO}_x$ 、颗粒物等污染物浓度及关键工况参数的实时采集与上传。该系统在推动企业达标排放、支撑总量控制等方面发挥了重要作用<sup>[4]</sup>。

然而,随着监管精细化要求的提升,现有系统“监”而不“控”、“测”而不“警”的短板日益突出。其主要功能仍停留在数据采集、存储与简单阈值报警层面,缺乏对数据内在规律的深度挖掘;报警机制滞后,难以实现风险前置干预;数据真实性核查依赖人工,效率低下;系统间数据割裂,难以形成有效交叉验证。整体上,现有系统仍处于“数据记录仪”阶段,尚未具备智能分析与主动预警的核心能力。

### 1.2 向智能监管转型的核心需求

为突破现有瓶颈,推动废气在线监控系统向智能监管转型,亟须融合人工智能技术实现以下三大核心能力的升级。

从“数据存储”到“智能分析与预测”的需求。迫切需要利用机器学习算法,对历史与实时数据进行深度挖掘,实现排放规律的识别、未来浓度的精准预测与潜在异常的早期预警。这不仅要求系统能“看懂”数据,更要求其能“预见”风险,将监管关口从“事后报警”前移至“事前预测与事中预警”,并通过设备数据趋势的分析实现预测性维护,变被动处置为主动防控。

从“被动发现”到“主动反造假”的需求。必须发展能够识别复杂、隐蔽数据造假模式的智能算法,构建基于数据内在规律与物理化学约束的“防火墙”,变被动接收数据为主动甄别数据真实性,构筑强大的反作弊技术防线,捍卫环境监测数据的公信力。

从“信息孤岛”到“多源协同与自动处置”的需求。亟须打破数据壁垒,实现 CEMS 数据与生产工况、治理设施运行参数、用电监控、视频监控等多源数据的关联融合。通过交叉验证与协同分析,实现精准溯源与全流程监控,并在此基础上赋予系统自动识别、诊断并初步处置数据与设备异常的能力,大幅提升问题响应的及时性与准确性,

## 2 智能数据分析预测

传统的基于 CEMS 的废气在线监控平台普遍依赖固定的阈值报警机制,这种“事后报警”的模式存在显著痛点。一是严重滞后,只能在超标既成事实后发出警报,无法预测未来排放趋势,丧失了提前干预的宝贵窗口;二是灵敏性不足,难以区分因正常工况波动(如启停炉)与因设备故障或数据造假引发的潜在异常,导致误报率高、监管精准性差。人工智能技术(特别是机器学习),能够从海量历史数据中学习复杂的非线性模式,从而将废气监控从“被动响应”推向“主动预警”与“预测性监管”的新阶段。

### 2.1 无监督学习感知动态异常

在异常检测领域,无监督学习技术能发现人眼与规则系统难以识别的隐蔽故障。其核心在于无须预先标注异常数据,仅从正常运行的积累数据中即可自行学习,构建动态的“正常行为基线”。

#### 2.1.1 聚类分析

该算法能将数据集中的对象划分为若干个簇,使得同一簇内的对象相似度较高,而不同簇之间的对象相似度较低。通过对数据特征聚类,能将历史排放数据(如  $\text{SO}_2$  浓度、 $\text{NO}_x$  浓度、流速、温度等)划分成正常生产、启停炉、低负荷运行等不同的稳定工况模式。一旦新的监测数据依据其特征无法归入任何已知的、表征正常的簇,则会被立即标记为“可疑”。这种方法能有效发现偏离所有已知正常模式的特殊状态,提示可能的设备故障或违规操作。

#### 2.1.2 孤立森林

该算法专门为异常检测设计,其思想是“异常点稀少且与众不同,因此更容易被孤立”。好比在一片树种单一的杨树林中,若出现一棵挂满果实的苹果树,它会因特征迥异而被轻易识别出来。孤立森林算法能轻松捕捉 CEMS 中突发性的异常点(如传感器瞬时漂移、数据采集器短暂失灵产生的奇异值),计算效率高,特别适合在高频实时数据流中进行在线异常监测<sup>[5]</sup>。

#### 2.1.3 自编码器

这是一种基于“压缩与重建”思想的深度学习模型。它像一位擅长速写和复原的画师,先观

察整个场景(输入数据),然后快速画出一张只保留核心特征的草图(编码),再根据这张草图尽力还原原始场景(解码)。如果原始场景(数据)是正常的,复原图就会高度逼真;如果原始场景异常,画师将难以准确还原,导致复原图与原始图差异巨大。这个“差距”(重构误差)即衡量数据的异常程度,重构误差越大,表明数据异常的可能性越高。自编码器的这种能力使其擅长捕捉复杂的、非线性的异常模式(如多个参数间关联关系被破坏的隐性故障),对识别渐进性的传感器性能衰退或复杂的数据失真现象尤为有效。

## 2.2 有监督学习预测变化趋势

### 2.2.1 时间序列模型(LSTM/Transformer)

这类模型拥有超强的记忆力以及归纳推理能力,如同一位掌握海量历史数据并善于总结归纳的研究员,能够基于过去数天乃至数月的数据序列,识别出时间上的隐性规律(如每天下午生产高峰时,排放会轻度上升,周末排放较低等)。基于这些长期印证的规律,时间序列模型能够预测未来短期(如未来1~4 h)的污染物浓度走势。这一预测值可作为预测性预警线,当预测轨迹逼近限值时,系统可在实际超标前发出预警,为操作人员提供关键的缓冲时间进行调整。

### 2.2.2 XGBoost与集成学习

在预测模型中,排放浓度是结果,而生产参数(产量、能耗、炉温)和气象条件(风速、风向、温度、湿度)等是影响结果的重要因素。XGBoost这类集成学习算法就像一个高手云集的智囊团队,团队里有擅长各领域的专家(成千上万棵简单的决策树),共同对一个复杂的问题(如预测排放浓度变化)进行投票决策。通过整合多维特征,不仅能精准预测,还能提供特征重要性排序,帮助管理者理解哪些因素(“锅炉温度”或“产品产量”)是影响排放的关键,进而找到管控的抓手,其较强的可解释性也增强了监管决策的信心。

利用无监督学习感知动态异常,利用有监督学习预测未来趋势,人工智能技术将废气在线监控的模式从静态、被动的“事后报警”,转变为动态、主动的“事前预测”与“事中预警”。这一转变可为监管决策提供前所未有的预见性和精准性,不仅能实现从“管浓度”到“管状态”的跨越,更能通过早期发现设备隐患,推动企业从“达标排放”向“精益化环境管理”的转型升级,并为构建“反造假”与协同监管体系提供核心的数据洞察

能力。

## 3 “反造假”智能识别

废气在线监控数据是环境监管与执法的核心依据,然而,数据篡改、样品稀释、不规范标定等人为造假行为,严重威胁着数据的真实性与公信力。传统监管依赖人工巡查与数据比对的“反造假”手段,不仅效率低下,且具有严重的滞后性,难以应对层出不穷、日益隐蔽的作弊手法,而人工智能的介入,可通过构建一套基于数据驱动的智能“防火墙”,将“反造假”工作从被动核查升级为主动识别与精准防范。人工智能赋能的核心路径在于,让模型深度“学习”真实排放数据所应遵循的内在规律与各种物理化学约束关系,从而自动、敏锐地识别出那些违背规律的“造假痕迹”。

### 3.1 基于物理化学规律的异常检测

该检测是利用人工智能洞察参数间关联的反常细节。在真实的燃烧与治理过程中,各监测参数(如 $O_2$ 浓度、 $CO$ 、 $NO_x$ 、 $SO_2$ 、流速、温度)之间存在着确定的物理或化学关联,如同一个人的心跳、血压、体温等指标之间存在内在联系一样。通过自编码器算法,可以无监督地学习这些参数在正常工况下的协同变化模式。例如,当模型发现烟气氧含量正常,但 $NO_x$ 浓度却异常偏低时,由于这违背了燃烧反应的基本规律(就像一个人血压正常但心跳却停止了),系统会触发预警,提示可能存在对采样气体进行“空气稀释”的作弊行为。

### 3.2 时间序列模式识别技术

该技术可赋予系统辨别“自然波动”与“人造信号”的能力。真实的生产过程中的排放数据在时间维度上呈现平滑的波动或特定的周期性,如同一段自然起伏的音乐,而人为篡改(如手动置数、插入恒定值、制造不规则的“锯齿波”等)的数据会产生极不自然的时间序列形态,就像在悠扬的旋律中突然插入一段噪音或不自然的平直音。利用卷积神经网络(CNN)可以高效地捕捉这种异常的局部形态特征(如突发的阶跃等);而长短期记忆网络(LSTM)则能从更长的时间窗口中,识别出序列中违背历史规律和长期依赖关系的“非自然”片段<sup>[6]</sup>。

### 3.3 对抗性学习与生成模型

对抗性学习与生成模型为“反造假”提供了

“以假鉴真”的前沿手段。生成对抗网络(GAN)就像军事对抗性演练中红蓝军一样,拥有一个“生成器”和一个“鉴别器”,通过训练生成器,使其模仿 CEMS 数据不断生成高度逼真的假数据,再不断让鉴别器进行鉴别。通过两者间不断地博弈进化,可大幅提升模型仿真数据的鉴别水平,更容易发现 CEMS 数据中的伪造痕迹。

### 3.4 迁移学习与元学习

迁移学习与元学习可以分别类比为精通多种乐器的音乐家和一个天资聪慧的学徒。迁移学习能够将人工智能在一个领域(如某类工业窑炉)积累的数据识别经验,迁移至另一个相关领域(如另一类锅炉)。只需利用新领域的少量数据对模型进行轻微调整,模型便能快速适应。就像一个精通多种乐器的音乐家,在学习新乐器时,能快速将乐理、指法等通用知识迁移过来,无须从零开始重新积累。元学习像一个善于“学会学习”的学徒,能从极少数新样本中快速掌握新技巧,举一反三地快速自我进化。

通过融合物理规律检验、时序形态分析、对抗性验证以及快速自适应学习,人工智能得以构建一个多层次、主动式的“反造假”防御体系。该体系的价值不仅在于能精准识别隐蔽的造假痕迹,更在于其随威胁演变而自我进化的能力,从而持续抬高数据造假的技术门槛与风险成本。这在监管层面形成了一种强大的持续性技术威慑,守护了环境监测数据的“生命线”——真实性,并为融合更多维数据、实现全局协同监管扫清了核心的数据可信性障碍。

## 4 多元协同智能监管

传统的废气在线监控体系往往将 CEMS 数据视为孤立的数字集合,其与企业的实时生产工况、能源消耗、物流信息以及区域气象、视频监控等数据之间存在着森严的信息壁垒。这种“数据孤岛”现象导致监管视野严重受限,难以从宏观层面洞悉污染成因、厘清责任边界及预判区域环境风险。人工智能技术为破解这一困境提供了关键路径:通过融合多源异构数据,将孤立的监测点串联成一张具有感知、分析和决策能力的“区域智能感知网”,构建出从企业到区域的立体化排放画像,最终驱动跨部门、跨层级的协同监管新范式。

### 4.1 多模态数据融合技术

多模态数据融合技术为实现数据交叉验证与全景洞察提供“火眼金睛”与“超级大脑”。

计算机视觉(CV)可通过分析厂区的监控视频流,自动识别非正常排放的视觉证据,包括烟囱是否“冒黑烟”,治理设施关键设备(如风机、泵等)是否处于运行状态,以及样品采集口是否有可疑人员逗留等。这相当于为监管系统装备了一对“火眼金睛”,当系统发现 CEMS 数据显示排放达标,但视频却捕捉到明显黑烟时,便会触发矛盾警报,为核查提供直观、有力的线索<sup>[7-8]</sup>。

时序与结构化数据的深度融合,依赖于 XGBoost、深度神经网络与图神经网络的协同。这些模型能够将 CEMS 连续时序数据、生产日志(如产量、班次)及实时能耗数据置于同一分析框架中进行动态推演。这相当于为监管系统装备了一个“超级大脑”,一旦推演结果出现了诸如“产量与能耗处于峰值,但污染物浓度却异常偏低”等有悖于质量守恒定律的情形,系统即可精准识别该异常模式,进而警示数据造假或设备故障的风险。这种方法本质上是将排放数据重新锚定于其真实的业务语境之中,从而极大地提升分析结论的可靠性。

### 4.2 图神经网络

图神经网络(GNN)通过构建“排放关联图”,能够实现从企业微观治理到区域宏观监管的全链条数据融合与协同,打破设备、企业、区域之间的“信息孤岛”,赋能全局智能决策<sup>[9]</sup>。

#### 4.2.1 微观精准溯源

在微观层面,GNN 通过将企业内部的近百个生产设备、治理设施及排放口传感器构建为“节点”,并依据工艺流程与空间关系将其连接成“厂区污染流图”,实现了对企业排污行为的深度洞察。该模型不仅能精准定位异常源头(当总排口异常时,可逆向追踪至具体故障设备,将警报从“全厂异常”升级为“设备级精准告警”),从而极大提升排查效率;还能动态评估各治理设施的实时效能,为优化运行参数、实现节能降耗提供直接的数据支撑。

#### 4.2.2 宏观区域联防

在宏观层面,GNN 将每个企业视为一个“超级节点”,并环境监测站点联动,构建出动态的“区域排放关联图”。在此图上,GNN 实现了区域协同监管与智能决策。它不仅能基于实时气象条

件,在污染事件发生时逆向溯源至上游责任企业并量化其贡献,实现从“问责企业”到“追踪工段”的精准执法;还能预测重点污染源的扩散路径,对下游区域发出前瞻性预警,完成从“单点报警”到“区域联防联控”的跨越;更进一步,管理者可借此模拟不同减排情景,为制定成本最优、效益最大的区域调控方案提供科学的“决策沙盘”。

通过多元数据融合与 GNN 技术,人工智能有望为重塑废气监管格局提供新契机。它将监管的维度从单一的浓度监测,扩展至涵盖生产、能源、气象、视频的全域感知;将监管的尺度从孤立的厂区点位,提升至相互关联的区域网络。最终,这一变革标志着系统从孤立工具演变为一个协同联动的智能体系,将过去条块分割、反应滞后的部门监管,全面升级为数据驱动、协同联动的“一盘棋”式智能治理新范式。

## 5 结论与展望

该研究围绕“污染源智能监管技术”这一核心,系统探讨了人工智能技术在废气在线监控领域的赋能路径与实践前景。论述表明,通过构建“动态异常感知网”与“未来趋势预测镜”,人工智能能够将监管模式从静态、被动的“事后报警”革新为动态、主动的“事前预测”与“事中预警”;通过构建基于数据驱动的智能“防火墙”,人工智能为识别与防范数据失真提供了强大且可进化的技术武器,筑牢了监测数据的真实性基石;通过多元数据融合与 GNN 技术,人工智能打破了“信息孤岛”,构建了从企业精准溯源到区域协同决策的智能治理新模式。这一系列技术路径的整合与应用,有力地响应了天空地海一体化监测网络建设对数据融合、智能预警与精准监管的核心诉求。

展望未来,人工智能在环境监测与预警领域的深度融合与规模化应用仍面临数据质量壁垒、模型可解释性、跨领域复合人才短缺等挑战。下一步的研究与实践应重点关注以下方向:一是推动人工智能模型与污染源机理模型的深度融合,增强预测与决策的物理可解释性;二是构建覆盖天空地海多源数据的标准化、一体化智能分析平台,提升人工智能模型的泛化与协同能力;三是加强在小型化、低功耗边缘计算设备上的人工智能算法部署,实现污染源监管的实时智能响应。通过持续的技术创新与跨领域协作,人工智能必将

成为驱动生态环境监测网络数智化转型、实现美丽中国建设目标的关键引擎。

## 参考文献(References):

- [1] 王桥,刘绍民,王国强,等.我国生态环境监测网络体系发展研究[J].中国工程科学,2024,26(5):212-222.  
WANG Qiao, LIU Shaomin, WANG Guoqiang, et al. Development of Ecological Environment Monitoring Network System in China [J]. Strategic Study of CAE, 2024, 26(5): 212-222.
- [2] 朱南华诺娃,游代安,徐宁宁,等.“天空地海”一体化生态环境遥感监测体系研究[J].中国环境监测,2025,41(3):7-13.  
ZHU Nanhuanuowa, YOU Dai'an, XU Ningning, et al. Research on the Ecological Environment Remote Sensing Monitoring System of Integration of "Space-Air-Ground-Sea" [J]. Environmental Monitoring in China, 2025, 41(3): 7-13.
- [3] 唐双立,王胜蓝,金旺,等.基于聚类分析的重庆市生态质量地面监测网络优化[J].中国环境监测,2025,41(5):66-74.  
TANG Shuangli, WANG Shenglan, JIN Wang, et al. Optimization of Ecological Quality Ground Monitoring Network of Chongqing Based on Cluster Analysis [J]. Environmental Monitoring in China, 2025, 41(5): 66-74.
- [4] 范可欣,高健,陕亮,等.工业源大气污染物排放、检测和监管现状及展望[J].环境工程技术学报,2025,15(1):193-202.  
FAN Kexin, GAO Jian, SHAN Liang, et al. Status and Prospects of Emission, Detection, and Supervision of Air Pollutants from Industrial Sources [J]. Journal of Environmental Engineering Technology, 2025, 15(1): 193-202.
- [5] 李志,赵雅雯,许晖.基于孤立森林和 K 均值算法的水位异常数据检测与水位计故障诊断[J].南水北调与水利科技(中英文),2025,23(增刊1):297-303.  
LI Zhi, ZHAO Yawen, XU Hui. Abnormal Water Level Data Detection and Failure Diagnosis in Water Level Gauges Based on Isolation Forest and K-Means [J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2025, 23(S1): 297-303.
- [6] 程洋,尹海龙.基于特征提取优化的 CNN-LSTM 市政泵站水质预测模型研究[J].环境科学学报,2025,45(11):120-128.  
CHENG Yang, YIN Hailong. Research on Water

- Quality Prediction Model for Municipal Pumping Stations Based on CNN-LSTM with Enhanced Feature Extraction[J]. *Acta Scientiae Circumstantiae*, 2025, 45(11):120-128.
- [7] 江苏海事局. 以 AI 监管赋能阳光执法[N]. *中国水运报*, 2025-09-24(5).
- [8] 刘常永,王勇,杜谨宏,等. 固定污染源监测数智化转型技术路径探索[J]. *中国环境监测*, 2025, 41(3):1-6.
- LIU Changyong, WANG Yong, DU Jinhong, et al. Exploring Technological Path for the Digital and Intelligent Transformation of Stationary Sources Monitoring[J]. *Environmental Monitoring in China*, 2025, 41(3):1-6.
- [9] 潘旭涛,华伊然. 用大模型守护生态环境“高颜值”[N]. *人民日报海外版*, 2024-08-30(8).