

水泥科技

1
2025

SCIENCE AND TECHNOLOGY OF CEMENT

善用资源 服务建设



主办单位：

合肥水泥研究设计院有限公司

Email: snkj@hcrdi.com

水泥科技

(季刊 1988年创刊)

2025年第1期

主办单位:

合肥水泥研究设计院有限公司

编委会

名誉主任: 朱 兵

主 任: 张永龙

副 主 任: 王虔虔 郑 青

主 编: 胡 光

委 员: (按姓氏笔划排序)

王仕群 王 庆 叶卫东 许 涛

李 宁 李运军 李林桃 沈玉祥

周巧林 单矩程 侯贵斌 徐松波

徐 睿 高 霖 崔洪坤 韩修铭

褚 彪 魏 铸

封面摄影: 崔洪坤

责任编辑: 解珊珊

编辑出版: 《水泥科技》编辑部

地 址: 合肥市望江东路60号

邮 编: 230051

编辑部电话: (0551) 63439575

广告部电话: (0551) 63439575

传 真: (0551) 63439575

网 址: <http://snkj.hcrdi.com>

投稿邮箱: snkj@hcrdi.com

目 次

AI赋能的污泥生物干化系统: 技术进展与展望

..... 李宁/1

基于CNN-LSTM的水泥熟料f-CaO预测方法研究

..... 褚彪/20

一种回转式清堵装置在脱硫石膏仓底的实践应用

..... 刘品/30

复合除尘器在锂云母焙料细磨系统中的应用

..... 刘亚伟/35

分级燃烧与生物质协同掺烧对分解炉内

NO_x排放特性的影响研究

..... 水沛/41

PLM与ERP等装备域主要数字化系统的集成探讨

..... 胡光/51

水泥工厂变电所建筑设计要点分析

..... 张媛媛/59

企业数据安全问题的探讨

..... 袁康乐/66

浅析电气设备故障管理

..... 苗俊/70

水泥行业超低排放的技术突破与实践案例分析

.....徐进/74

AI赋能的污泥生物干化系统： 技术进展与展望

李宁^{1,2*}

(1. 合肥水泥研究设计院有限公司, 安徽 合肥 230051;
2. 水泥制造绿色低碳技术安徽省重点实验室, 安徽 合肥 230051)

1 引言

市政污泥处理处置方式通常包括厌氧消化、好氧堆肥以及热化学方法等。在这些方法中,好氧堆肥因具有投资和运营成本低、社会与环境效益显著及能产出可市场化最终产品等优势而备受青睐。和堆肥类似,生物干化也是一种生化处理技术,具有低污染和低能耗的特点,在“双碳”战略背景下备受关注。污泥中的蛋白质、多糖、脂肪等有机物在生物干化过程中能为微生物提供养分与能量,它们被微生物降解成小分子物质或中间体,继而参与三羧酸循环等矿化过程或者作为腐殖质前体参与腐殖化过程^[1]。一般来说,生物干化过程需通过对曝气、调理剂、搅拌频率等多个工艺参数进行调控^[2]。

生物干化技术通过强化微生物活动快速降低有机污泥的含水率,该过程通常不追求物料的完全腐熟或稳定化,干化后的产物可能仍含有较高浓度的挥发性脂肪酸、游离氨或其他尚未充分分解的中间代谢物^[3]。生物干化后污泥作为衍生燃料时若运输、储存或使用条件不当,残留的有机质易转入厌氧状态,产生难闻异味,产生潜在的环境污染风险。因此,在应用生物干化技术处理污泥时,需充分认识其产物特性——即高干度但可能不稳定性,并基于最终用途评估是否需要进一步的稳定化处理或采取相应的使用管理措施。

为了实现生物干化过程污泥的高效脱水和能耗最小化,可借助数学模型对其进行优化^[4,5]。生物干化过程建模的核心目标是在自变量(如通风量、翻堆频率)难以实时监测时准确预测关键因变量(如含水率、温度变化)。然而,传统线性

数学模型难以捕捉变量间的复杂非线性关系（如微生物活动与水分蒸发的动态耦合），且依赖严格的统计分布假设^[6]。当变量关系偏离线性时，即使进行数据变换，预测精度仍可能显著下降。

作为人工智能的关键子领域，机器学习（Machine Learning, ML）因其强大的数据建模能力，正成为解决上述瓶颈的核心技术路径^[7]。机器学习（ML）能够解析生物干化过程中多参数耦合、强非线性的脱水机制（例如通气策略与挥发性有机物降解的动态关联），并在数据缺失场景下保持预测鲁棒性^[8]。其方法涵盖监督学习（预测含水率、能耗等连续变量）、无监督学习（识别物料状态聚类）及强化学习（动态调控通风策略）。其中，监督学习因适用于参数预测任务而被广泛应用^[9]。ML 通过算法自主学习数据规律，构建动态模型并实现精准预测，无需依赖预设的物理方程，其优势在于自主调整模型参数以适应生物干化中物料特性的变化自适应优化能力；处理传感器网络采集的温/湿度、气体浓度等时序数据大数据解析效能；以及助力快速优化工艺参数（如通风速率、翻堆周期），挖掘隐藏规律以降低运行成本工程决策支持^[10]。机器学习方法基于多源数据融合理论对生物干化参数建模^[11]，是实现脱水过程智能控制的核心，近年已广泛用于：关键工艺参数（通风量、温度梯度、翻堆强度）的动态预测，如预测通风系统的 CO₂ 释放动态以优化能耗^[12]；调控翻堆频率与通气速率以提升脱水效率^[13]；评估产物的含水率与稳定性指标^[14]；实时监测工业规模系统的物料水分迁移状态^[15]；预测微生物代谢活性对脱水速率的关联影响^[16]；产物的性状（含水率、有机质降解度、稳定化等级）的快速评估^[17]。

本文聚焦机器学习（ML）驱动生物干化的技术进展：首先量化 ML 在脱水速率提升幅度、能耗降低率等方面的应用效能；进而剖析物料异质性导致的模型泛化局限与实时数据滞后性等核心挑战；通过量化翻堆频率、通风模式对脱水效率的影响率，揭示关键工艺调控靶点；最终提出融合热质传递物理方程与强化学习的自适应优化框架，为智能生物干化系统开发提供新范式。

2 生物干化过程管理

生物干化过程虽可自发进行，但因物料物化特性（如粘滞性、有机质组成）差异，常需主动调控关键参数以实现污泥的高效脱水。在工业实践中，通常通过实时监测与动态调节核心工艺因子（温度梯度、含水率、通气强度、翻堆频率）优化脱水路径：维持高温阶段（ $>55^{\circ}\text{C}$ ）可保障嗜热微生物活性加速结合水释放，同时提升水分蒸腾效率；初始含水率（60-70%）需平衡生物代谢需水与氧传质需求，终点含水率（ $<45\%$ ）则抑制厌氧区形成；通气强度协同调控蒸发速率与能耗成本；周期性机械扰动（8-24 h/次）破除表面结壳，重构孔隙结构以强化氧扩散系数。

传统单因子试验法因忽视参数间热力-传质-生物反应的动态耦合效应（如温度—含水率—孔隙度协同作用），难以解析水分迁移的非线性机制。而机器学习算法通过三重机制突破传统局限：（1）量化通气-温度-含水率的动态互馈关系的多因子协同建模；（2）关联工艺参数与脱水速率/能耗比的脱水效能预测；（3）以产物含水率及有机质降解度为约束条件的稳定化控制。

2.1 温度

温度作为生物干化的核心控制因子，通过调控水分蒸发动力学与微生物代谢强度主导进程效率。微生物分解有机物释放的生物热^[18]在物料保温层作用下形成堆体内部温度梯度，该温度梯度驱动两大关键机制：（1）热力脱水效应：升温（尤其 $>55^{\circ}\text{C}$ ）显著提升水分汽化速率，其本质是温度升高降低水分子表面张力并增大蒸汽压差；（2）微生物活性分区：好氧嗜热菌在 $45-65^{\circ}\text{C}$ 高温区高效降解挥发性有机物（VOCs），同时产生代谢水（占脱水总量 $<5\%$ ）；在 $<45^{\circ}\text{C}$ 低温区，水分蒸发驱动力衰竭，诱发厌氧副反应（产硫醇/胺类异味物质）。在工程实践中，当出现温度异常波动（如局部 $<40^{\circ}\text{C}$ 或 $>70^{\circ}\text{C}$ ）的情况，将会中断生物干化过程脱水连续性，即局部温度 $<40^{\circ}\text{C}$ 时抑制微生物活性，而当温度 $>70^{\circ}\text{C}$ 时导致酶热变性，就需要通过实时调节通气量或翻堆频率进行干预。引入超高温菌株（如 *Thermus thermophilus*），耐受温度可以提升至 $85-95^{\circ}\text{C}$ ，在扩展活性温度窗口的同时，降低温度波动敏感性。^[19,20]

2.2 水分含量

生物干化系统中，水分含量（Moisture Content, MC）是衡量脱水效率的核心指标。污泥的初始水分含量直接决定了生物干化工艺的可行性：适宜的水分支撑微生物的迁移与代谢，并促进氧气和营养物质的扩散。然而，该过程面临一个关键矛盾：水分不足（ $<40\%$ ）会显著抑制微生物活性，减缓脱水速率^[21]，需及时补水或掺入湿料；水分过高（ $>65\%$ ）会导致液膜增厚阻碍氧气传输，易形成厌氧环境，同时，物料压实减少孔隙度，抑制水分蒸发^[22]，需通过翻堆或添加干调理剂（如秸秆、木屑等）进行调节。

因此，在生物干化水分去除过程中，持续降低物料含水率是核心目标，但适宜的水分窗口相对较窄，因此也面临关键控制难点。工艺启动时建议将初始水分控制在 $50\%-60\%$ ^[23]，当含水率低于 35% 会显著抑制微生物活性，而过高（超出临界值）则严重阻碍水分蒸发效率。因此，实时监测含水率至关重要，需据此动态调控进料配比与通风策略，以维持最优脱水速率。生物干化的产物目标含水率通常设定在 30% 左右^[24]，显著低于相同时间内传统堆肥腐熟所达到的水平。在此过程中，需重点调控因表面蒸发等因素导致的物料内部水分梯度分布不均问题。

(1) pH

生物干化中的 pH 演化呈现“初期酸化-后期碱化”的双相风险。生物干化初期有机酸（如乙酸/丙酸）累积（pH 4-5）会抑制嗜温菌胞外酶活性，阻断脱水关键代谢链^[25]；而在生物干化后期铵态氮（ NH_4^+ ）加速转化为气态氨（ NH_3 ）造成碱化风险（ $\text{pH}>7.5$ ），不仅造成氮损失，更因 NH_3 对微生物的毒性（半数抑制浓度 $\text{EC}_{50}\approx 180\text{ mg/L}$ ）削弱脱水驱动力^[26]。极端 pH（ <5.5 或 >9 ）虽可通过添加剂（石灰/硫磺）调节，但会中断脱水连续性；而高 pH 下强化通风（脱水必需）将加剧氨挥发速率（提升 5-8 倍），形成供氧-保氨负反馈循环。对生物干化过程 pH 的优化策略需规避单一依赖 C/N 比调节（微生物同化氮周期 $>72\text{ h}$ ，响应滞后）；应优先通过通风速率分级控制（如：升温期 $0.8\text{ L min}^{-1}\text{kg}^{-1}\rightarrow$ 恒定期 $0.4\text{ L min}^{-1}\text{kg}^{-1}$ ）平衡氧传质与氨保留，必要时添加酸性调理剂（如柠檬渣）并需评

估其水分吸附特性对脱水速率的折损效应。

(2) 电导率

生物干化过程中电导率 (EC) 的急剧升高是制约脱水效率的关键风险因素, 其形成机制主要包括: (1) 快速脱水导致水溶性盐离子 (Na^+ 、 K^+ 、 NH_4^+ 等) 浓度急剧升高, EC 值显著上升的盐分浓缩机制^[27]; (2) 过高的 EC 值 ($>4\text{dS/m}$) 会直接影响后续资源化利用。当大量生物干化污泥作为水泥窑衍生燃料使用时, 易引发窑内结皮等问题。

生物干化周期较短, 缺乏好氧堆肥腐熟阶段中关键的盐分降解过程 (如有机酸分解与盐分淋溶)。同时, 为加速脱水而实施的强化通风策略, 在促进水分蒸发的同时, 也加剧了铵盐 (NH_4^+) 在物料中的滞留与浓缩, 使其成为产物电导率 (EC) 升高的主要贡献者。当前, 控制生物干化产物电导率 (EC) 升高的技术手段存在显著局限: 添加沸石等吸附剂虽可通过离子交换固定部分阳离子 (如 NH_4^+), 但会增大物料体积与孔隙率, 反而阻碍水分蒸发, 降低脱水效率; 另一方面, 对于初始 EC 值较高的原料 (如处理高盐废水产生的污泥), 其盐分含量预测困难, 导致工艺参数设定 (如调理剂添加量、通风强度) 缺乏精准依据, 进一步增加了调控难度。为应对上述挑战, 建议实施 EC 的实时监测与反馈控制, 并在调理剂选择上优先使用低盐物料 (如锯末)。最终产物 EC 值应控制在 $<3\text{ dS/m}$ (Wichuk & McCartney, 2010)^[28], 以满足后续安全利用 (如土地利用) 的要求。

(3) 氮

生物干化中氮循环的核心矛盾在于快速脱水与氮保留难以兼顾。氮损失带来双重代价: (1) 气态氮损失 (NH_3 为主) 直接削减高温菌群必需的氮源, 抑制生物产热效率, 脱水动力受损^[29]; (2) 最终产物总氮 (TN) 含量过低 ($<1\%$) 将丧失污泥衍生燃料的脱硝潜力, 产物价值降低^[30]。生物干化特有的氮素调控瓶颈为: (1) 时间压缩效应: 短周期抑制了硝化/反硝化过程 (周期不足) 导致 NH_4^+ 累积成为主导形态^[31]; (2) 传统腐熟指标失效: 因目标产物非完全腐熟, $\text{NH}_4^+/\text{NO}_3^-$ 等腐熟度指标不适用; (3) 通风悖论: 强化鼓风 (脱水必需) 加剧

NH_3 挥发（尤其在 $>40^\circ\text{C}$ 时，挥发速率呈指数增长），而在通风弱化时则 NH_4^+ 向有机酸转化，造成 pH 下降，抑制菌群活性。

鉴于上述矛盾以及传统堆肥调控方法的不适用性，即生物固定因微生物增殖时间不足而无效； $\text{NH}_4^+/\text{NO}_3^-$ 腐熟度指标不适用，生物干化需采取差异化氮素调控策略：优先通过物理阻控（添加高 C 调理剂如木屑/秸秆吸附 NH_4^+ ；覆盖透气膜抑制 NH_3 逃逸）^[32]，并将终点总氮（TN）控制在 1.5-2.5% 以平衡脱水效率与产物价值。

（4）碳

生物干化中碳管理的核心矛盾在于为脱水提供能量的高碳需求与高碳对脱水速率的抑制作用存在根本冲突。碳具有双重性功能：（1）作为脱水能量的引擎：水溶性碳（如淀粉、糖类）为高温菌群快速供能，驱动水分蒸发^[33]；（2）脱水阻力源：高稳定性碳（如木质素）分解周期长，延缓脱水进程^[34]；（3）碳损失代价：碳矿化（ CO_2 排放）削弱产热效率，而 CH_4 释放加剧温室效应^[35]。

生物干化过程中，物料碳氮比（C/N）失衡引发双重风险：氮素相对过剩会加剧氨（ NH_3 ）挥发，抑制关键微生物（尤其是高温菌群）的代谢活性；而氮素匮乏则削弱微生物的呼吸产热能力，直接影响脱水驱动力。这使得传统堆肥推荐的理想 C/N 比范围（25~40）在此工艺中失效。此外，由于生物干化周期短，污泥中难降解碳源（如木质素、纤维素等）无法被有效利用，导致实际可被微生物快速利用的有效碳比例远低于物料总碳含量。为应对上述挑战，需采取针对性调控策略：首先优化原料配比，优先选择富含易降解有机碳的物料（如餐厨垃圾、初沉污泥）作为调节剂，并搭配膨松剂（如木屑、秸秆碎段），同时避免使用木质素含量高的物料作为辅料；其次实施动态 C/N 比目标调控，摒弃追求堆肥腐熟终点 C/N 比（通常 <20 ）的标准，转而将运行期间的 C/N 比动态维持在 20-30 区间，以协同平衡脱水效率与氮素保留；此外，需抑制碳损失与温室气体排放，包括采用覆膜技术抑制甲烷（ CH_4 ）生成并减少堆体表面水汽凝结，以及添加沸石等吸附剂通过固定铵盐（ NH_4^+ ）间接减少其向挥发性有机酸（VFA）的转化，从而降

低有机酸分解导致的 CO₂排放损失。

3 机器学习与人工智能在生物干化过程中的前景

生物干化的智能化调控面临“快速脱水”与“多参数互锁”的决策难题。其核心挑战在于传统模型的失效：一方面，关键参数（如脱水速率、盐分浓缩度及热梯度）呈现小时级的剧烈波动，远超常规堆肥模型的日级动态响应阈值；另一方面，工艺目标本身存在内在冲突——追求最大脱水速率（生物干化的首要目标）与维持微生物活性稳定（保障持续高效脱水的关键前提）难以兼顾。此外，实时含水率监测也面临双重干扰：物料表面结壳影响测量准确性，而高温高湿的极端工况极易导致传感器损毁^[36]。机器学习驱动生物干化实现智能化颠覆：创新融合非接触红外热成像与阻抗谱技术，精准感知表面蒸发效率及含水率/盐分耦合迁移；突破性应用迁移学习复用高维数据、强化学习动态优化通风/翻堆以应对外界扰动；依托轻量化边缘计算、可解释 AI（如 SHAP 解析关键互作）及对抗验证漂移校正夯实落地；最终重构经济性——显著降低脱水能耗、提升产物热值预测精度（直联资源化收益）并优化工艺稳定性。

机器学习在生物干化中的革命性定位在于破解多目标动态优化决策困局：突破传统堆肥的稳态参数框架，精准捕捉小时级热梯度迁移、含水率剧变等瞬态特征；将优化目标从腐熟度预测重构为脱水成本效益比的实时动态调控，驱动算法与硬件协同响应能力跃升（表 1）。

表 1 传统算法在生物干化系统的适配改造

传统算法应用	生物干化适配改造
ANN 预测堆肥温度	LSTM 预警蒸发速率拐点（基于红外热成像时序数据）
SVM 分类腐熟等级	支持向量回归量化盐分-脱水负反馈（阻抗谱输入）
遗传算法优化 C/N 比	多目标粒子群优化同步解算鼓风强度/翻堆频率/补水策略

机器学习驱动生物干化实现三维突破：在技术维，构建蒸发动力学数字孪生体替代高成本中试^[37]，并借迁移学习破解污泥数据稀缺瓶颈；在控制维，强化学习动态调通风（降雨响应能耗降 $\geq 40\%$ ）、ANFIS 智能补水抑制盐分浓缩（EC 超标预警准确率 $> 92\%$ ）^[38]；在经济维，脱水能耗压降至 < 30 kWh/吨水（传统 > 50

kWh)，热值预测误差 $<3\%$ 直联焚烧溢价协议，形成技术-商业闭环。此突破源于对传统堆肥范式的双重颠覆：优化目标从腐熟度预测转向脱水多目标动态平衡实时解算，参数框架从稳态响应升级为捕捉小时级剧变（如 $\geq 0.5^\circ\text{C}/\text{min}$ 热梯度迁移速率），标志着从静态预测到动态工艺再造的革命性跃迁（表 2）。

表 2 生物干化系统中算法-问题的精准匹配

传统堆肥应用	生物干化创新改造	解决痛点
ANN 温度预测	时空卷积网络解析热成像数据	表面结壳导致蒸发衰减预警
SVM 腐熟分类	支持向量回归量化盐分-脱水负反馈	EC $>4\text{dS}/\text{m}$ 时脱水效率骤降预测
遗传算法优化 C/N 比	多目标粒子群优化同步决策鼓风/翻堆/补水	暴雨前后策略自主切换

3.1 人工神经网络

人工神经网络（ANN）作为人工智能的一个基础领域，旨在通过模拟人脑来产生常见问题的解决方案，具有通过学习推导和发现新信息的能力^[39]。在生物干化相关研究中，由 Werbos^[40] 提出并由 Rumelhart^[41] 等发展的多层感知器（MLP）的前馈神经网络（FFNN）可被用于预测关键参数，如温度、水分蒸发速率及干化效率^[42,43]。得益于其对复杂数据结构的强大适应性，不同类型的 ANN 如 FFNN，Elman 递归神经网络（ERNN）^[44]、径向基函数（RBF）神经网络^[45]、级联前向神经网络（CFNNs）^[46]和卷积神经网络（CNNs）^[47]也可被应用于生物干化过程的预测、控制优化或状态分类。人工神经网络（ANN）在生物干化应用中的关键局限性常被低估：现有综述普遍缺乏对 ANN 模型如何适配该过程瞬态响应特性与非稳态冲突的系统剖析，构成领域文献的显著局限。

ANN 的核心缺点在于其“黑箱”（Black Box Nature）特性^[48]，即难以明确揭示输入变量与输出预测之间的因果机制。理解模型如何（及为何）预测出特定的温度峰值、水分蒸发速率或干化终点至关重要，这对生物干化过程尤为关键——例如，用于优化通风策略或避免操作故障。虽然无法直接解析 ANN 的内部决策逻辑，但可借助可解释性方法（如决策树）进行对比分析来辅助理解其输出。对于涉及复杂生化反应和多参数耦合调控的生物干化过程而言，模型可解释性的缺失往往是实际应用中的核心障碍。

作为典型的数据驱动方法，ANN 的性能高度依赖于输入数据的质量与数量，即数据依赖性（Data-dependency）。这在生物干化研究中尤为突出，因为获取大规模、高质量的数据集——需涵盖不同原料、规模、气候条件和操作策略——通常极其困难且成本高昂。与其他 ML 算法类似，若训练集规模不足、代表性缺失（如仅含特定污泥或反应器规模）或存在偏差（如传感器误差），ANN 将产生有偏差的预测结果，导致对生物干化关键参数（如脱水效率、能耗）的评估不可靠。尤其在数据稀缺的情况下，结构更简单的算法（如朴素贝叶斯）通常是更现实的选择。

ANN 的训练和预测耗时高度依赖于数据集规模和网络结构复杂度（如层数、节点数）。这样的时间复杂度与耗时（Time Complexity & Computational Cost）在生物干化应用中具有实际影响：采用简单架构（如单隐藏层）的 ANN 预测特定参数时，其计算效率通常优于复杂的集成方法（如包含大量树的随机森林），更适用于在线监测或快速评估。然而，为准确捕捉生物干化中高度非线性的热质传递与微生物活动而设计的深层复杂 ANN，其训练与计算时间可能显著增加，影响模型迭代效率并制约实时控制应用的可行性。

需重点考量的数据预处理（Key Considerations in Data Pre-processing）对人工神经网络(ANN)模型至关重要，因其对输入数据的尺度、分布和噪声高度敏感。在生物干化领域，原始数据通常源自多种传感器（如温度、湿度、气体浓度、重量等），常伴随噪声、缺失值、尺度差异（例如温度与重量变化率单位不同）以及时间序列特性。因此，通常需要经过一系列预处理步骤，包括标准化/归一化、缺失值填补、特征工程（如构造反映干化速率的衍生指标）等。若对生物干化数据的特性理解不足或预处理不当（例如错误缩放数据或未处理传感器漂移），即使模型架构设计优良，也可能导致预测性能次优甚至模型失效，从而影响对干化进程关键参数的准确预测。

近年来，多种人工神经网络（ANN）模型被成功应用于生物干化相关过程的预测与优化。Huang 等（2015）^[49]利用 MLP 预测气流阻力以降低风机能耗；

Lawrance 等^[4]应用 MLP/FFNN/ERNN 和 BPNN 预测热干化终点、温度峰值及水分蒸发速率，并利用进化算法优化工艺参数；Udugama 等^[50]对比发现非线性模型（如 IBK/KNN、GBR）在预测实时含水率上显著优于线性模型；Zhou 等^[44]开发的 RBF 模型精准预测温度时空分布；Kalogirou 等^[51]则利用 CFNN 实现多参数（温度、水分、能耗、氮素损失）的同步高精度预测与优化。这些研究共同表明，ANN（尤其是 MLP、CFNN、RBF 及其与进化算法的结合）能有效捕捉生物干化复杂非线性关系，为关键参数预测、过程监控、能耗降低、产物安全及工艺优化提供了有力工具。

3.2 决策树和随机森林

决策树（DT）通过树形结构进行数据分类与回归，其核心是递归划分数据集以最小化子集的变异度^[52]。在生物干化中，DT 的流程图结构能直观呈现关键决策路径（如“温度-通风-含水率”关系，规则示例：温度 $> 60^{\circ}\text{C}$ 时增加通风量）。然而，传统 DT 容易生成过于复杂的树结构而导致过拟合^[53]，在样本量较小的生物干化数据中（例如仅包含 5 种污泥的脱水实验）尤为明显。

随机森林（RF）通过集成多棵 DT 并采用装袋（bagging）和随机特征选择策略，有效抑制了过拟合问题^[52]。其在生物干化领域的核心优势在于：能够整合温度、重量、气体浓度等多源异构传感器数据；自动识别影响脱水效率的主控因子（如初始含水率 $>$ 翻堆频率），并提供特征重要性排序。然而，RF 在生物干化的应用中仍面临挑战：过程现场数据稀缺，微小的数据波动可能导致决策路径显著变化，模型对数据质量依赖性强；对关键连续参数（如水分蒸发速率）的分割不够敏感，存在连续值划分缺陷；算法存在离散参数偏好——会高估翻堆方式等类别变量的贡献，而低估连续变量的影响；深层决策树的推理延迟可能存在实时性限制影响在线调控（如通风策略实时优化）。李婉婷等^[54]采用 RF 优化生物干化系统中的重金属钝化工艺，通过特征重要性分析识别出 pH 和温度为主控因子，有效降低了脱水产物的生态风险。Lakshmi^[55]改进了 RF 算法，将其用于预测餐厨垃圾生物干化的热效率（将原研究的 CO_2 产出转化为能耗指标），在剔除传感器

异常值后模型精度提升，为余热回收策略提供了指导。

3.3 自适应神经模糊推理系统 (ANFIS)

自适应神经模糊推理系统 (ANFIS) 结合神经网络的学习能力与模糊逻辑的语义化推理优势，特别擅长处理生物干化中高度复杂、非线性的温-湿-气耦合关系及其不确定性^[56]。其五层结构能精准处理数据：输入层接收关键参数（如温度梯度、含水率、通风量）；规则层构建具物理含义的“IF-Then”规则（如：IF 进料含水率 > 65% AND 温度 < 45°C, THEN 延长通风时间）；归一化/去模糊化层量化规则权重并输出决策值；最终生成调控指令（如通风速率）。然而，该系统的应用也面临挑战：输入参数增加导致规则数量指数增长（维度灾难）；网络加深削弱规则可解释性（黑箱化）；隶属函数形状与参数需针对脱水动力学特性精细调整（超参数敏感性）。

Zou 等^[57]在沼气产量预测中应用的 ANFIS（自适应神经模糊推理系统）模型可迁移至污泥生物干化的水分蒸发速率预测领域。采用高斯型隶属函数（被证明为该场景下最优）捕捉含水率动态下降过程中的非线性特征；模型通过试错法确定关键结构参数（规避了复杂优化算法），并以高精度（RMSE < 5%， $R^2 > 0.99$ ）验证对脱水终点的预测能力。这一尝试可为高湿度物料（如污泥）的脱水轨迹建模提供了有效工具，为精准调控通风能耗、优化过程能效开辟了新路径。

3.4 支持向量机 (SVM) 在生物干化中的应用

支持向量机 (SVM) 通过核函数可将生物干化中高度非线性的脱水动力学映射至高维空间构建最优超平面^[58]，其回归形态 (SVR) 在生物干化领域优势显著：
① 适应小样本高维建模（如仅 10 组实验数据）；
② 精准识别关键脱水状态（如含水率 < 40% 的“有效脱水区”）；
其中径向基 (RBF) 核最能刻画温度-含水率-通风量间的复杂耦合关系。然而工业级应用面临瓶颈：高维传感器数据（如 20+ 维度）引发支持向量数量爆炸式增长（达 10^5 级），导致内存需求剧增 (>16GB) 且实时性受限；同时在线预测存在核函数选择困境（线性核难捕蒸发速率突变，多项式核放大高湿阶段噪声）及预处理敏感性（需精确标准化 0-100% 含水率等量

纲差异参数)。

Ghusale 等^[59]提出的堆肥参数预测模型可跨领域应用于生物干化：其 SVR 建模框架兼具能耗效率优化（解析通风能耗与脱水速率的非线性关系）及产物农用水安全评估（预测重金属生物可利用性）。类似地，Kar 等^[60]的酶活性动力学研究方法也可迁移至生物干化场景，构建胞外酶活性与水分迁移效率的耦合模型；SVR 在此尤其擅长捕捉高温阶段（ $>55^{\circ}\text{C}$ ）的酶活性瞬态响应特征。这些非直接面向生物干化的研究，为该工艺的能效调控、安全评估及微生物脱水机制解析提供了可迁移的方法论支持。

3.5 深度神经网络 (DNN)

深度神经网络 (DNN) 可通过多层结构解析生物干化中复杂的跨尺度水分脱离机制，其核心优势在于：融合多模态异构数据（热红外温度场分布图像、含水率变化的重量时序、微生物活性的气体浓度）以捕捉“通风-蒸发-温度”的滞后反馈的生物干化动态过程（如停止通风后 2h 的温度惯性上升）；自动识别关键视觉特征（如局部干化死区（物料堆角落）与蒸发热点）。面向生物干化的专用架构中，CNN 分析热红外图像中的含水率空间分布，LSTM 预测翻堆影响下的水分蒸发轨迹。Priya 等^[61]的方法可迁移应用至污泥生物干化终点智能判定：通过卷积神经网络 (CNN) 对热红外图像进行识别，将干化过程重构为三阶段模型^[62]（阶段 I：含水率 $>60\%$ ；阶段 II： $40\text{-}60\%$ ；终点： $<40\%$ ），其核心突破在于精准识别“表面结壳-内部积水”伪终点现象；模型以终点误判率 $<5\%$ （满足工业标准）验证性能（真阳性定义为含水率 $<40\%$ 且无内部积水），证实深度神经网络 (DNN) 在规避人工误判、提升脱水均匀性方面具有突破性价值。

3.6 遗传算法在生物干化优化中的应用

人工智能 (AI) 通过模拟智能决策机制，为生物干化等复杂生物热力系统的优化提供了创新解决方案。在污泥生物干化领域以元启发式优化算法（如遗传算法、粒子群优化、差分进化等）为代表的 AI 技术，正深度应用于过程动态建模、关键参数协同优化及实时控制策略开发。

遗传算法 (GA) [63], 作为一种受生物进化启发的元启发式算法并遵循“适者生存”原则, 是可在当前污泥生物干化过程优化中广泛应用的 AI 技术之一。其优化始于随机生成的种群 (代表工艺参数的潜在解集), 其中个体的“染色体”基因对应通风速率、翻堆频率、初始含水率等关键工艺参数值。算法通过迭代执行核心操作进行搜索: 首先, 使用基于干化目标 (如水脱除效率、能耗、稳定性) 构建的适应度函数评估每个解的优劣; 接着, 依据适应度值选择个体进行繁殖; 然后, 通过交叉操作交换父代基因片段产生子代, 并辅以变异操作随机改变基因以维持多样性; 精英保留机制则确保当代最优个体直接进入下一代。该过程持续进行, 直至满足预设收敛条件 (如迭代次数或解质量达标)。GA 的优势在于擅长处理生物干化系统固有的大规模、非线性复杂解空间, 通用性强且对目标函数形式要求低, 能有效应对非连续或不可导问题; 但其应用也面临挑战, 包括难以设计能准确量化多目标 (效率、成本、环境影响) 的适应度函数、存在早熟收敛至局部最优的风险 (尤其涉及连续或混合变量)、计算成本高昂 (需大量模拟或实验评估)、以及算法性能对参数设置 (种群大小、交叉率、变异率等) 高度敏感, 调参需经验或额外优化。

3.7 差分进化算法在生物干化优化中的应用

差分进化算法 (DEA) 作为一种基于种群进化的元启发式优化算法, 目前在污泥生物干化过程建模与优化中的应用案例相较于遗传算法 (GA) 仍较少 [64]。其执行流程始于随机生成代表通风量、翻堆间隔、辅料比例等生物干化参数的初始种群 (仅执行一次), 随后迭代进行以下核心步骤: 通过个体间差异生成扰动向量的变异 (探索新区域)、将目标个体与变异个体混合产生试验个体的交叉、以及依据评估脱水效率或能耗等目标的适应度函数决定目标或试验个体进入下一代的选择, 该循环直至满足迭代次数或解质量等终止标准。相较于 GA, DEA 在处理生物干化模型中常见的连续变量优化时, 常展现出更优的寻优能力 (如收敛速度和全局搜索); 然而其应用面临挑战, 包括算法性能对关键参数 (缩放因子 F、交叉概率 CR) 高度敏感、在某些问题上可能出现收敛不稳定或停滞、以及处理生

物干化多参数强耦合极高维问题时搜索效率可能下降。尽管应用尚处发展阶段，DEA 在优化强非线性生物干化过程方面潜力明确，例如优化通风策略、翻堆频率或物料配比以最大化脱水效率或最小化能耗，或用于训练生物干化预测模型的参数优化以提升精度；相关研究（如在优化曝气控制参数方面取得良好效果）已初步展现了其处理此类复杂动态系统的能力。

3.8 粒子群优化在生物干化优化中的应用

粒子群优化（PSO）^[65]作为一种模拟鸟群等生物群体协作行为的群体智能优化算法，其核心机制在于：每个粒子（代表一组生物干化参数组合）在解空间中移动时，通过追踪个体历史最优解（pbest）和群体历史最优解（gbest）来动态调整运动轨迹，逐步逼近全局最优解；粒子运动受惯性权重和加速系数控制，这些参数可动态调整以平衡算法的探索与开发能力。尽管 PSO 在污泥生物干化过程参数优化中的直接应用仍较少，但其融合个体经验与群体智慧的协同探索特性赋予了它显著的应用潜力：算法具有概念简洁、参数少（主要需调惯性权重与加速系数）、易于编码实现的易用性优势；特别适用于优化诸如通风量-时长策略、翻堆频率阈值、物料比例等多参数耦合的生物干化关键问题；能够高效优化生物干化预测模型（如脱水速率回归模型、终点分类器）的超参数以提升模型精度；并且，通过 pbest/gbest 协同机制，PSO 降低了陷入局部最优的风险，其全局收敛性潜力使其尤为适用于生物干化这类强非线性系统的优化场景（表 3）。

表 3 技术融合趋势

领域	技术方向	生物干化价值
预测模型	LSTM/Transformer 时序建模	解析翻堆引发的含水率突变轨迹
优化算法	多目标进化算法（NSGA-III, MOEA/D）	平衡脱水效率与碳减排的帕累托优化

4 污泥生物干化中机器学习与人工智能技术的挑战与展望

污泥生物干化过程的精准建模与优化是提升水分脱除效能的核心。当前 ML/AI 技术虽已应用于该领域，但存在方法论碎片化与工程适配不足问题：ML 模型侧重干化参数预测（含水率、温度、微生物活性）；AI 优化算法（GA/PSO/DEA）聚焦工艺参数（通风量、翻堆频率）调优。现存挑战在于缺乏

对算法局限性、生物干化场景适配性及工程风险的系统性评估。

为提升生物干化模型的性能与应用价值，我们以六大维度提出改进路径：首先，针对传感器误差和污泥组分波动带来的数据噪声与物料异质性挑战（如含水率测量偏差），现有模型普遍缺乏对模糊逻辑（区间分析、可能性理论）的整合，为此需构建模糊回归模型（利用隶属函数量化不确定性）以增强模型鲁棒性。其次，鉴于生物干化参数间存在非线性（如温度-微生物活性）与线性（如通风量-含水率）耦合共存的复杂关系结构，单一模型（如纯 SVR）难以有效兼容，解决方案在于开发混合架构模型（如线性回归与高斯过程集成）或采用符号回归自动解析参数间关系。第三，面对超参数（如 CNN 层数、SVR 核参数）依赖试错调优易导致过拟合（尤其在小样本时）的问题，建议结合嵌套交叉验证（Nested CV）与贝叶斯优化（如 TPE 算法）实现高效搜索，显著降低调优耗时。第四，为弥补模型对初始权重敏感却普遍缺乏重复性验证（如未进行 30 次独立训练）的可靠性验证缺失，应通过多轮重复实验计算性能方差并输出置信区间（如含水率预测误差），明确模型稳定性边界。第五，克服过度依赖 RMSE 指标导致局部高偏差区域（如物料堆角落预测失效）量化盲区，需引入空间化误差分析：利用 MAPE 评估整体偏差、分位数损失（Quantile Loss）捕捉极端工况误差、并结合红外图像空间标定绘制局部误差热力图以定位“干化死区”。最后，解决参数优化沦为“黑箱训练”与工程目标（如吨水脱除能耗最小化）脱节的问题，关键在于构建物理引导的三层混合优化框架：机器学习模型预测干化动力学；AI 算法（如 PSO）在物料热平衡约束下搜索最优工艺参数；最终输出权衡能耗、效率与稳定性的帕累托前沿解集。

未来生物干化 AI 研究将聚焦六大核心方向：首要方向是开发多模态关系解析架构，通过设计多通路神经网络（融合线性与非线性分支）或引入符号回归，旨在同步捕捉参数间如通风量-含水率的线性响应与温度-微生物活性指数等非线性耦合关系；其次，构建超参数智能调优流水线，通过集成贝叶斯优化与早停机制（Early Stopping），并建立基于污泥特性的超参数先验知识库（如 CNN 层数随含

固率变化的建议值)，以降低人工调参成本；第三，制定模型鲁棒性认证标准，强制要求进行 ≥ 30 次重复训练并输出关键指标置信区间（如含水率预测误差： $12.3\% \pm 1.5\%$ ）以量化模型稳定性；第四，革新误差指标体系，综合全局 RMSE 评估整体脱水效能、空间化 MAPE 定位堆体角落等高偏差区、分位数损失（Quantile Loss）捕捉极端值，并生成红外热力图-预测误差叠加图谱进行可视化，以解决局部干化死区误差盲区问题；第五，推进工程目标驱动优化，构建关联核心工程 KPI（如吨水能耗、脱水效率、碳排放强度）的多目标优化函数（ $\min\{\text{吨水能耗}, -\text{脱水效率}, \text{碳排放强度}\}$ ），输出帕累托前沿解集供决策；最后，建立算法适配性决策树，基于物料特性（如高有机质污泥推荐梯度增强树，高含固率污泥推荐 PSO 优化）形成特征-算法匹配规则，指导最优算法选择。

将生物学约束刚性嵌入 AI 模型设计的迫切需求是必须量化生物干化与堆肥的代谢差异，具体体现在：在优化目标函数中需引入放热菌活性抑制项（例如通过温度反馈机制进行控制），设定最高温阈值（如 65°C 或超高温生物干化系统的 85°C ）作为风险防控的硬性约束条件以防止过度升温，并关联微生物呼吸熵（RQ）优化通风策略以实现碳减排机制，从而确保 AI 决策符合生物学规律。

本综述系统评估了机器学习（ML）与人工智能（AI）在生物干化（热力驱动脱水工艺）中的应用潜力与局限。当前技术成熟度集中于实验室/中试规模，算法在工业级场景的鲁棒性验证仍显不足；方法论层面存在数据噪声敏感、关系结构简化及优化目标脱节等核心瓶颈；而交叉融合亟需将微生物代谢约束（如放热菌活性抑制）嵌入 AI 框架以实现生物机制-算法决策深度耦合。基于此，本文提出的技术改进路径（模糊数据建模、混合架构开发、目标导向优化）与未来重点方向（自动调参流水线、误差空间化分析），共同构建了支撑生物干化 ML/AI 研究向工程化转型的可落地理论框架。

参考文献:

- [1] 张锋,李军华,李宁等.菌剂对污泥生物干化系统蛋白质降解的影响[J].中国环境科学,2023,43(8): 4065-4079
- [2] 李志坚,李宁,陈磊等. 市政污泥生物干化系统酶强化影响 [J]. 中国环境科学, 2024, 44(10): 5658-5669
- [3] 江鹏,刘树根,田森林等. 污水厂污泥生物干化特性及水分去除机制 [J]. 化工进展, 2025, 44(02): 1110-1119
- [4] 赵卫兵, 杨非, 汪家权等. 生物干化传质传热数值模拟 [J]. 环境工程学报, 2026, 10(08): 4480-4486
- [5] LAWRENCE A, GOLLAPALLI M V S, SAVITHRI S, et al. Modelling and simulation of food waste bio-drying [J]. Chemosphere, 2022, 294: 133711
- [6] NOE J L, MANZONI S, ABRAMOFF R, et al. Soil organic carbon models need independent time-series validation for reliable prediction [J]. Communication Earth and Environment, 2023, 158
- [7] ZHU J J, YANG M Q, REN Z Y J. Machine learning in environmental research: Common pitfalls and best practices [J]. Environmental Science and Technology, 2023, 57: 17671-17689
- [8] ZHANG K Q, WANG N F. Machine learning modeling of thermally assisted biodrying process for municipal sludge [J]. Waste Management, 2024, 188: 95-106
- [9] WAN X, LI J, XIE L, et al. Machine learning framework for intelligent prediction of compost maturity towards automation of food waste composting system [J]. Bioresource Technology, 2022, 365: 128107
- [10] HUANG L T, HOU J Y, LIU H T. Machine-learning intervention progress in the field of organic waste composting: Simulation, prediction, optimization, and challenges [J]. Waste Management, 2024, 178: 155-167
- [11] ASHTIANI S H M, MRTYNENKO A. Toward intelligent food drying: Integrating artificial intelligence into drying systems [J]. Drying Technology, 2024, 42: 1240-1269
- [12] CHEN L, HE P J, ZHANG H, et al. Applications of machine learning tools for biological treatment of organic wastes: Perspectives and Challenges [J]. Circular Economy, 2024, 3(2): 100088
- [13] WANG G Z, WANG D D, XU Y Y, et al. Study on optimization and performance of biological enhanced activated sludge process for pharmaceutical wastewater treatment [J]. Science of The Total Environment, 2020, 739: 140166
- [14] KOPEC M, GONDEK K, BARAN A. Assessment of respiration activity and ecotoxicity of composts containing biopolymers [J]. Ecotoxicology and Environmental Safety, 2013, 89: 137-142
- [15] YADAV R, OMRANI A, LINK G, et al. Microwave tomography using neural networks for its application in an industrial microwave drying system [J]. Sensors, 2021, 21(20): 6919
- [16] MIRONOV V, MOLDON I, SHCHELUSHKINA A, et al. Bio-drying of municipal wastewater sludge: Effects of high temperature, low moisture content and volatile compounds on the microbial community [J]. Fermentation, 2023, 9: 570
- [17] CHARNIER C, LATRILLE E, JIMENEZ J, et al. Fast characterization of solid organic waste content with near infrared spectroscopy in anaerobic digestion [J]. Waste Management, 2017, 59: 140-148
- [18] CAI L, CHEN T B, GAO D, et al. Bacterial communities and their association with the bio-drying of sewage sludge [J]. Water Research, 2016, 90: 44-51
- [19] PARK S, SONG H, KIM M. Performance and bacterial communities for bio-drying with thermophili bacteria of sewage sludge [J]. KSCE Journal of Civil Engineering, 2018, 22(12): 4806-4813
- [20] 廖汉鹏, 陈志, 余震等. 有机固体废物超高温好氧发酵技术及其工程应用 [J]. 福建农林大学学报(自然科学版), 2017, 46(04): 439-444
- [21] TOM A P, PAWEIS R, HARIDAS A. Biodrying process: A sustainable technology for treatment of municipal solid waste with high moisture content [J]. Waste Management, 2016, 49: 64-72
- [22] REIS R F D, CORDEIRO J S, FONT X. The biodrying process of sewage sludge-A review [J]. Drying Technology, 2020, 38: 1247-1260
- [23] ADHIKARI B K, BARRINGTON S, MARTINEZ J, et al. Effectiveness of three bulking agents for food waste

- composting [J]. *Waste Management*, 2009, 29(1): 197-203
- [24] MAULINI-DURAN C, ARTOLA A, FONT X, et al. A systematic study of the gaseous emissions from biosolids composting: Raw sludge versus anaerobically digested sludge [J]. *Bioresource Technology*, 2013, 147: 43-51
- [25] 张奎, 左一琳, 詹亚斌等. 初始 pH 对餐厨垃圾生物干化脱水效率的影响[J]. *科学技术与工程*, 2023, 23(22): 9737-9745
- [26] PAGANS E, FONT X, SANCHEZ A. Emission of volatile organic compounds from composting of different solid wastes: Abatement by biofiltration [J]. *Journal of Hazardous Materials*, 2006, 131(1-3): 179-186
- [27] YANG B, HUANG T, ZHOU Z, et al. Moisture evaporation effect on pore structure and microbial distribution during sludge biodrying [J]. *Biochemical Engineering Journal*, 2024, 202: 109162
- [28] WICHUK K M, MCARTNEY D. A review of the effectiveness of current time-temperature regulations on pathogen inactivation during composting [J]. *Journal of Environmental Engineering and Science*, 2007, 6 (5): 573-586
- [29] QUAN H, WANG Y, MA F, et al. Synergy of phosphate and hyperthermophilic bio-drying reduces pollution of sludge bio-drying: Reducing ammonia emissions and heavy metal migration risk [J]. *Drying Technology*, 2024, 42(5): 936-951
- [30] WERTHER J, OGADA T. Sewage sludge combustion [J]. *Progress in Energy and Combustion Science*, 1999, 25(1): 55-116.
- [31] SANCHEZ-MONEDERO M A, ROIG A, PAREDES C, et al. Nitrogen transformation during organic waste composting by the Rutgers system and its effects on pH, EC and maturity of the composting mixtures [J]. *Bioresource Technology*, 2001, 78(3): 301-308
- [32] CUI H, QU Y, WANG L, et al. Additive grain-size: An innovative perspective to investigate the transformation among heavy metal and phosphorus fractions during aerobic composting [J]. *Journal of Environmental Management*, 2021, 292: 112768.
- [33] SAID-PULLICINO D, ERRIQUENS F G, GIGLIOTTI G. Changes in the chemical characteristics of water-extractable organic matter during composting and their influence on compost stability and maturity [J]. *Bioresource Technology*, 2007, 98(9): 1822-1831.
- [34] SANCHEZ-MONEDERO M A, CAYUELA M L, ROIG A, et al. Role of biochar as an additive in organic waste composting [J]. *Bioresource Technology*, 2018, 247: 1155-1164.
- [35] CUI E, WU Y, ZUO Y, et al. Effect of different biochars on antibiotic resistance genes and bacterial community during chicken manure composting [J]. *Bioresource Technology*, 2016, 203: 11-17.
- [36] HUANG Y, SUN X, LIAO K, et al. Real-time and field monitoring of the key parameters in industrial trough composting process using a handheld near infrared spectrometer [J]. *Journal of Near Infrared Spectroscopy*, 2020, 28(5-6)
- [37] HUANG L, HOU J Y, LIU H T. Machine-learning intervention progress in the field of organic waste composting: Simulation, prediction, optimization, and challenges [J]. *Waster Management*, 2024, 178:155-167
- [38] RAJASATHIYA K, PALANIKUMAR R. A review of machine learning and IoT approaches for the soil quality qssessment in agricultural and land management [J]. 2024 4th International Conference on Ubiquitous Computing and Intelligent Information Systems (ICUIS)
- [39] ABIODUN O I, JANTAN A, OMOLARA A E, et al. Comprehensive review of artificial neural network applications to pattern recognition [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 158846
- [40] WERBOS R. Beyond regression: new tools for prediction and analysis in the behavioral sciences [D]. PHD thesis, Committee on Applied Mathematics, Harvard University, Cambridge, MA
- [41] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors [J]. *Nature*, 1986, 323: 533-536
- [42] LAWRENCE A, HARIDAS A, SAVITHRI S, et al. Development of mathematical model and experimental validation for batch bio-dring of muncipal solid waste: Mass balance [J]. *Chemosphere*, 2022, 273(3): 132272
- [43] SIMONIC M, FICKO M, KLANCNIK S. Predicting corn moisture content in continuous drying systems using

- LSTM neural networks [J]. *Foods*, 2025, 14(6): 1051
- [44] MU L, BI S, YU S, et al. An intelligent moisture prediction method for tobacco drying process using a multi-hierarchical convolutional neural network [J]. *Drying Technology*, 2022, 40(9): 1791-1803
- [45] ZHOU Z, WANG K. RBF-based sliding mode control method for lumber drying system [J]. *Wood and Fiber Science*, 2019, 51(3): 300-308
- [46] POSTAWA K, CZARNECKI M, WRZESINSKA-JEDRUSIAK E. Cascade-forward, multi-parameter artificial neural networks for predicting the energy efficiency of photovoltaic modules in temperate climate [J]. *Applied Science*, 2024, 14(7): 2764
- [47] XIA W, JIANG Y, CHEN X. Application of machine learning algorithms in municipal solid waste management: A mini review [J]. *Waste Management and Research*, 2022, 40(6): 609-624
- [48] TU J V. Advantages and disadvantages of using artificial neural networks versus logistic regression for predicting medical outcomes [J]. *Journal of Clinical Epidemiology*, 1996, 49(11): 1225-1231
- [49] HUANG Y W, CHEN M Q. Artificial neural network modeling of thin layer drying behavior of municipal sewage sludge [J]. *Measurement*, 2015, 73: 640-648
- [50] UDUGAMA I A, LOPE P C, GARGALO C L. Digital twin in biomanufacturing: challenges and opportunities towards its implementation [J]. *Systems Microbiology and Biomanufacturing*. 2021, 1: 257-274
- [51] KALOGIROU S A. Artificial neural networks in renewable energy systems applications: A review [J]. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2001, 5(4): 373-401
- [52] QUINLAN J R. Induction of decision trees [J]. *Machine Learning*, 1986, 1: 81-106
- [53] ERBLIN H, ELIOT B. Overfitting in machine learning: A comparative analysis of decision trees and random forests [J]. *Intelligent Automation and Soft Computing*. 2024, 39(6): 987
- [54] 李婉婷, 朱宝刚, 陈芝梅等. 基于机器学习的畜禽粪便资源化预测研究 [J]. *中国土壤与肥料*, 2023, 07: 156-165
- [55] LAKSHMI M A, SURESH G, VARMA G P, et al. Food waste management and prediction using machine learning: A comprehensive analysis [J]. *International Journal on Science and Technology*, 2025, 16(2): 1-9
- [56] Jang J S R. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system [J]. *IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics*, 1993, 23(3): 665-685
- [57] ZOU J L, LV F, CHEN L, et al. Machine learning for enhancing prediction of biogas production and building a VFA/ALK soft sensor in full-scale dry anaerobic digestion of kitchen food waste [J]. *Journal of Environmental Management*, 2024, 371: 123190
- [58] CORTES C, VAPNIK V. Support-vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, 20: 273-297
- [59] GHUSALE V S, KUKKAR T A, SALVE B R, et al. Intelligent systems for testing the compost of multiple organic matter using different type models [J]. 2023 4th International Conference on Computation, Automation and Knowledge Management (ICCAKM)
- [60] HAO Z, JAHNG D. Variations of organic matters and extracellular enzyme activities during biodrying of dewatered sludge with different bulking agents [J]. *Biochemical Engineering Journal*, 2019, 147: 126-135
- [61] PRIYA N, ASHOK S D, MAJI B. Deep learning based thermal image processing approach for detection of buried objects and mines [J]. *Engineering Journal*, 2021, 25(3): 61-67
- [62] YU D W, YANG M, QIL L, et al. Effects of aeration on matrix temperature by infrared thermal imager and computational fluid dynamics during sludge bio-drying [J]. *Water Research*, 2017, 122: 317-328
- [63] 马鸿志, 刘忆婵, 赵继华等. 机器学习在有机固体废物资源化的应用进展 [J]. *工程科学学报*, 2025, 47(3): 550-561
- [64] 林梅金, 罗飞, 许玉格. 基于改进差分进化算法的污水处理过程优化控制 [J]. *信息与控制*, 2015, 44(3): 339-345
- [65] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [J]. *Proceedings of ICNN'95 - International Conference on Neural Networks*, 1995, (6)

基于CNN-LSTM的水泥熟料f-CaO预测方法研究

褚彪

(合肥水泥研究设计院有限公司, 安徽 合肥 230051)

1 引言

水泥熟料中游离氧化钙(free lime in cement clinker, f-CaO)是水泥生产过程中未能与二氧化硅等酸性氧化物发生化合反应的以游离态存在于水泥熟料中的氧化钙。水泥熟料 f-CaO 含量作为水泥熟料质量的一项主要评价参数^[1],该水平的高低直接关系最终水泥制品的质量。当其含量过高时,致使水泥强度降低甚至出现开裂,而降低熟料 f-CaO 含量需对熟料的煅烧更持久,这样会导致能耗的增加以及影响回转窑耐火砖的使用寿命^[2]。

目前,我国主要的测量方法分为实验室离线检测法和数据驱动的在线分析法。实验室离线检测水泥熟料 f-CaO 含量的方法有化学分析法、电导法、显微镜岩相法、XRD 法、立升重法,其中常用的化学分析法有乙二醇法^[3]、甘油酒精法^[4]、乙二醇萃取-EDTA(乙二胺四乙酸)滴定法^[4]等,由于采样间隔时间长(通常为2h),f-CaO 含量检测值具有滞后性,难以指导后续水泥熟料生产过程,造成现场工况波动,熟料产品质量和产量堪忧。

数据驱动的在线分析法中数据驱动最为重要,其中包括支持向量机模型、极限学习机模型、神经网络模型等。刘文光^[5]等人选取回转窑运行参数,建立了最小二乘支持向量机模型(LSSVM);舒云星^[6]等人选取生料三率值和回转窑运行相关参数,建立了一种基于核主元分析的最小二乘支持向量机模型(KPCA-LSSVM),支持向量机对小数据量样本有较好的预测结果和泛化能力,但是在处理大量数据时需要较长时间,并对数据缺失较为敏感同Huang^[7]等人提出一种单隐层前馈神经网络的极限学习机模型(Extreme Learning Machine, ELM);赵朋程^[8]联合机理分析和灰色关联分析对极限学习机进行改进提出了一种基于变

形 Cholesky 分解的在线多核超限学习机算法 (COS-MKELM); Zhao^[9]等人选取生料配比及回转窑的相关运行参数建立了一种基于多元时间序列分析的卷积神经网络 (MVTS-CNN) 预测模型; 杨黎明^[10]选取了生料成分配比及回转窑相关参数对深度残差网络模型进行改进, 提出了基于主成分分析的长短时记忆网络模型。

在深度学习中, 卷积神经网络 (CNN) 和长短期记忆网络 (LSTM) 分别擅长处理空间信息和时间序列信息。结合这两者, 构建了 CNN-LSTM 组合模型, 能够更全面地捕捉水泥生产过程中复杂的多维数据特征。本文旨在通过引入 CNN-LSTM 组合模型, 对水泥熟料 f-CaO 含量进行精准预测, 提高预测模型的精度和泛化能力。在研究方法上, 将分析水泥生产中与 f-CaO 含量相关的多个辅助变量, 如分解炉出口温度、分解炉喂煤量、三次风温等, 将它们作为输入, 建立 CNN-LSTM 组合模型。通过对比实验, 验证该组合模型在水泥熟料 f-CaO 预测方面的优越性。本文的研究旨在为水泥行业提供一种可行的、高效的熟料 f-CaO 含量预测方法, 以促进水泥生产过程的智能化和优化。

2 水泥熟料 f-CaO 辅助变量选取及数据预处理

2.1 水泥熟料 f-CaO 辅助变量选取

新式干法水泥烧成过程中包括预热器预热、分解炉分解、回转窑煅烧以及篦冷机冷却四个流程, 每个流程都存在产生游离氧化钙的环境, 都会对水泥熟料中 f-CaO 的含量造成影响。

水泥生料经过五级旋风预热器预热, 接着在分解炉中进行预分解。在此过程中, 需要不断喂煤和输送三次风以维持分解炉内的温度。经过预分解的水泥生料进入回转窑, 在高温环境中发生一系列复杂的物理化学反应, 充分消耗水泥生料中的氧化钙。此时, 窑头喂煤和从篦冷机回收的二次风的热量被利用来控制回转窑内的温度。同时, 回转窑电机不断翻动以确保熟料均匀煅烧。高温风机持续向回转窑内输送气体, 确保回转窑内的压力保持稳定。最终, 煅烧后的熟料从窑头输出, 进入篦冷机进行冷却。篦冷机下端的风机通过鼓入冷空气, 从垂直方向吹向篦床上的运动中的料层, 使水泥熟料快速冷却。

根据上述机理分析可知，在新式干法水泥烧成过程中影响水泥熟料 f-CaO 含量的主要因素有：分解炉出口温度、分解炉喂煤量、三次风温、生料喂料量、窑头喂煤量、窑主机电流、窑头罩温度、窑头罩负压以及 F2 风机篦下压力等辅助变量有关。为了排除影响较小的辅助变量，通过利用皮尔逊相关系数（Pearson correlation coefficient）来度量辅助变量与 f-CaO 含量的相关程度，其公式如式（1）所示：

$$\rho_{X,Y} = \frac{\text{cov}(X,Y)}{\sigma_X \sigma_Y} = \frac{E[(X - \mu_X)(Y - \mu_Y)]}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (1)$$

式中： σ_X 为样本标准差， $\text{cov}(X,Y)$ 为辅助变量与 f-CaO 之间的协方差。通过计算水泥烧成系统中各个过程参量与 f-CaO 之间的相关系数，选择相关系数绝对值大于 0.1 的辅助变量作为预测 f-CaO 含量的输入变量，其中包括：分解炉出口温度、分解炉喂煤量、三次风温、生料喂料量、窑头喂煤量、窑头罩温度、F2 风机篦下压力。

2.2 数据预处理

在数据采集过程中，可能会出现一些异常数据，需要针对不同情况采取两种处理方法。首先，当游离氧化钙数据缺失时，可能是由于设备故障或停窑检修导致辅助变量数据为零。在这种情况下，建议同时删除对应的辅助变量和游离氧化钙数据。另一方面，某些变量可能在某一时刻出现突变，但随后迅速恢复正常。对于这种情况，可采用 3σ 法则（拉依达法则）来检测异常数据点，将这些异常数据排除，并用前一个正常数据点来填充相应的缺失数据。

由于水泥熟料 f-CaO 含量是通过实验室每 2 小时对熟料进行化验得到，其采样周期为 2h；而各设备中的辅助变量数据是通过现场 DCS 实时上传得到，其采样周期为 5s。为了使辅助变量数据个数与 f-CaO 数据个数保持一致，将对应 f-CaO 采样周期内的辅助变量数据进行均值化处理。由于不同变量之间的数值差异过大，因此将每个变量进行归一化处理如式（2）所示，简化输入数据，统一数据量纲，提高数据可比性，提高模型训练速度。

$$\frac{x_k - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (2)$$

式中 x_{\max} 和 x_{\min} 为辅助变量 x_k 的最大值与最小值。

3 基于 CNN-LSTM 的水泥熟料 f-CaO 预测模型

3.1 卷积神经网络(CNN)

卷积神经网络（CNN）是深度学习领域中备受欢迎的模型，其结构主要包括卷积层、池化层和全连接层。卷积层负责对输入数据进行卷积运算，以提取局部特征，并在此过程中降低数据维度。池化层的作用则在于对一定区域内的特征进行降维。全连接层则充当了整个 CNN 的“分类器”，通过对特征进行加权，实现对数据的最终分类。在全连接层中，激活函数的选择对于模型的性能影响显著。为了缓解梯度爆炸问题，本文采用了 ReLU 激活函数。CNN 的核心思想在于构建多个特征提取器，用以从不同类型的输入数据中提取不同的特征向量或特征图。因此，CNN 常被应用于处理时间序列、图像和音频等多种类型的数据。在图像识别中，二维卷积神经网络（2D CNN）是广泛使用的结构。而对于时序预测问题，尤其适用的是一维卷积神经网络（1D CNN）。为了提取水泥熟料 f-CaO 和烧成系统中各过程参量的数据集序列特征，本文特意选择了 1D CNN 结构。CNN 的神经网络结构如下图所示。

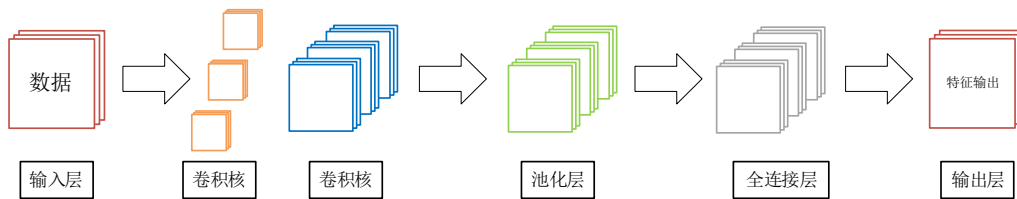


图 1 CNN 神经网络

3.2 长短时记忆神经网络(LSTM)

长短期记忆网络 LSTM（long short-term memory）是 RNN 的一种变体，其核心概念在于细胞状态以及“门”结构。细胞状态相当于信息传输的路径，让信息能在序列链中传递下去。你可以将其看作网络的“记忆”。理论上讲，细胞状态能够将序列处理过程中的相关信息一直传递下去。因此，即使是较早时间步长的信

息也能携带到较后时间步长的细胞中来，这克服了短时记忆的影响。信息的添加和移除我们通过“门”结构来实现，“门”结构在训练过程中会去学习该保存或遗忘哪些信息。

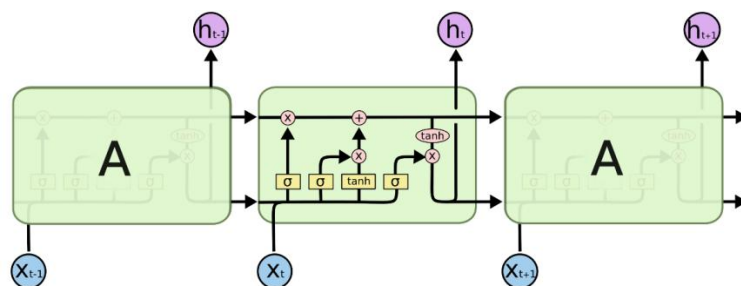


图 2 LSTM 神经网络

其中，遗忘门负责决定哪些信息应该被保留或丢弃。通过 sigmoid 函数输出介于 0 和 1 之间的值，越接近 0 表示需要丢弃的信息，越接近 1 表示需要保留的信息。。输入门：用于更新细胞状态。首先，前一层隐藏状态和当前输入经过 sigmoid 函数，调整到 0 到 1 之间，确定要更新哪些信息。其次，这些信息经过 tanh 函数，生成新的候选值向量。最后，通过将 sigmoid 的输出值与 tanh 的输出值相乘，确定要保留的信息。。细胞状态：由前一层的细胞状态与遗忘向量逐点相乘得到。如果乘以接近 0 的值，表示在新的细胞状态中需要丢弃的信息。

然后，将该值与输入门的输出值逐点相加，将神经网络发现的新信息更新到细胞状态中。输出门：用于确定下一个隐藏状态的值，包含了先前输入的信息。前一个隐藏状态和当前输入经过 sigmoid 函数，将新的细胞状态传递给 tanh 函数。最后，将 tanh 的输出与 sigmoid 的输出相乘，以确定隐藏状态应携带的信息。隐藏状态作为当前细胞的输出，同时传递到下一个时间步。这样，LSTM 神经网络实现了对信息的复杂而有效的管理和传递。输入门 i_t ，遗忘门 f_t ，输出门 o_t ，细胞状态 C_t ，记忆体 h_t 和候选态 C_t ，计算公式如下所示：

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (3)$$

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (4)$$

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (5)$$

$$C_t^o = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (6)$$

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \sigma(C_t) \quad (7)$$

$$h_t = o_t * \tanh(C_t) \quad (8)$$

式中： x_t 为输入特征， W_* 和 b_* 为个单元结构的参数矩阵和偏置项， σ 为 Sigmoid 函数， h_{t-1} 和 C_{t-1} 为上一时刻的记忆体和细胞状态。

3.3 基于 CNN-LSTM 的水泥熟料 f-CaO 预测模型

尽管 LSTM 有助于对数据进行时间扩展，提高数据利用率，但在预测水泥熟料 f-CaO 含量时，需要考虑不仅仅是时间维度上的数据变化，还需考虑不同数据特征之间的联系。CNN 模型具备卓越的特征提取能力，能减少特征参数数量和维度，从而降低模型计算时间。因此，将两种模型进行组合以预测水泥熟料 f-CaO 含量变化趋势是值得尝试的。

CNN 具备有效提取数据特征的能力，而结合 LSTM 的门控机制，则能对 CNN 提取的特征进行长短期记忆，实现特征融合。通过 LSTM 的“选择性记忆”过程，降低了特征之间冗余对模型的影响，最终将融合后的特征输入分类器进行分类。数据经过多次 CNN 卷积和池化，能够有效提取强化后的特征信息。这些特征被展平后提供给 LSTM 模型输入层，随后通过多个隐藏层处理，最终传递到全连接层得到预测输出。这种 CNN-LSTM 的融合模型展现了在处理时间序列数据时强大的特征学习和记忆能力。

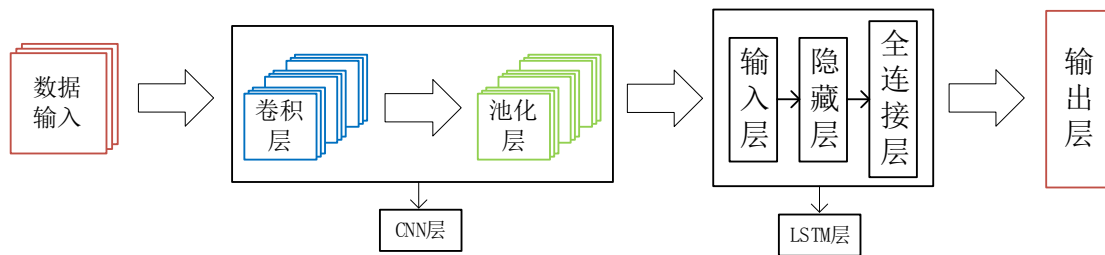


图 3 CNN-LSTM 网络结构

如图 3 所示，基于 CNN-LSTM 的水泥熟料 f-CaO 预测模型主要是由数据输入、卷积层、池化层、LSTM 层和输出层组成，预测算法步骤分为一下几步：

(1) 将原始数据根据预处理方法进行异常值剔除、均值化压缩和归一化处理，并设置时间步长 n-step 对数据进行切片处理形成新的数据集。

- (2) 设置卷积层过滤器数、卷积核个数、池化层池化方式以及对应激活函数，将新数据集输入到 CNN 层中进行特征提取。
- (3) 设置 LSTM 节点数，将 CNN 层提取到的特征输入 LSTM 层进行训练。
- (4) 通过训练集和验证集训练得到 CNN-LSTM 预测模型，通过测试集得出模型的预测性能。
- (5) 将新的辅助变量数据送入 CNN-LSTM 预测模型中进行预测并给出预测结果。

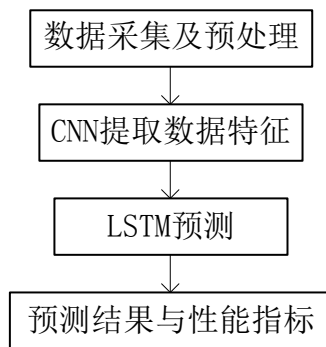


图 4 基于 CNN-LSTM 的水泥熟料 f-CaO 预测模型

4 基于 CNN-LSTM 的水泥熟料 f-CaO 预测模型仿真

基于 f-CaO 机理分析，我们首先获取了某水泥厂连续 10 个月的样本数据。在该生产线中，f-CaO 数据每 2 小时进行一次化实验室采样，而各辅助变量数据则通过分布式控制系统(Distributed Control System, DCS)采集，每 5 秒进行一次采样。因此，每个 f-CaO 数据对应 1440 组辅助变量数据，且每个 f-CaO 数据关联前两小时的辅助变量数据。通过数据采集，我们获得了 3613 个 f-CaO 数据和相应的 5202720 组辅助变量数据。经过预处理，包括异常值处理、均值压缩和归一化处理，我们得到了 2607 个 f-CaO 数据及其对应的 2607 组辅助变量，作为模型的输入。设定训练集、验证集、测试集的比例，我们选择了前 2086 组数据作为训练集，中间 261 组数据作为验证集，最后 260 组数据作为测试集，用于评估模型性能指标。本文采用均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE) 和决定系数 (R²) 这三项指标来评估回归模型的精度。评估指标的计算公式如下：RMSE 和 MAE 值越小，R² 值越接近 1，说明模型的预测效果越好，精度越高。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (12)$$

$$MAE = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m |(y_i - \hat{y}_i)| \quad (13)$$

$$R2 = 1 - \frac{\sum_i (\hat{y}_i - y_i)^2}{\sum_i (\bar{y}_i - y_i)^2} \quad (14)$$

使用 TensorFlow 作为底层库，借助 Keras 框架构建模型。采用 Same 方式进行 2 层卷积拼接，其中第一层卷积层的过滤器和卷积核个数分别为 64 和 3，第一个池化层的池化核为 64*1。第二个卷积层的过滤器和卷积核个数为 1 和 3，第二个池化层的池化核为 8*1。卷积层的步长设置为切片长度 n-step 的十分之一，激活函数采用 ReLU 函数。LSTM 层设置 1 层，节点数为 80。在 CNN 层与 LSTM 层之间以及 LSTM 层与全连接层之间添加参数为 0.1 的 Dropout 层，以防止模型过拟合。为了加速梯度下降，采用 Adam 算法进行优化。损失函数选择均方差，训练次数设置为 100。将数据按照比例划分，将训练集、验证机、测试集分别放入 CNN-LSTM 预测模型中进行训练和预测。随后，将预测结果与真实值进行比较，并计算出均方根误差（RMSE）、平均绝对误差（MAE）和决定系数（R2）。下图为普通 LSTM 模型与 CNN-LSTM 模型的预测结果

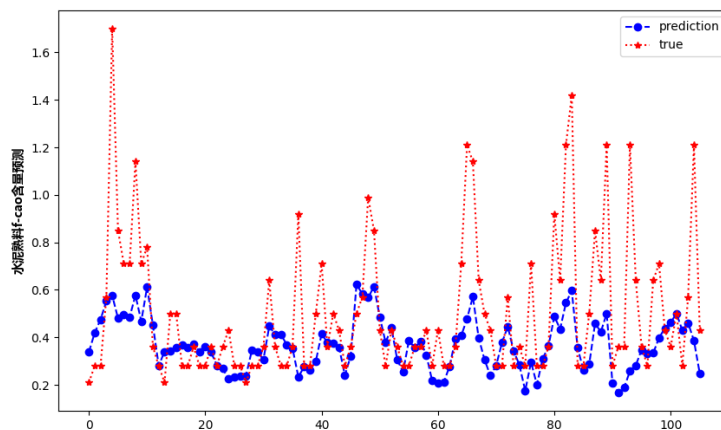


图 5 普通 LSTM 预测效果图

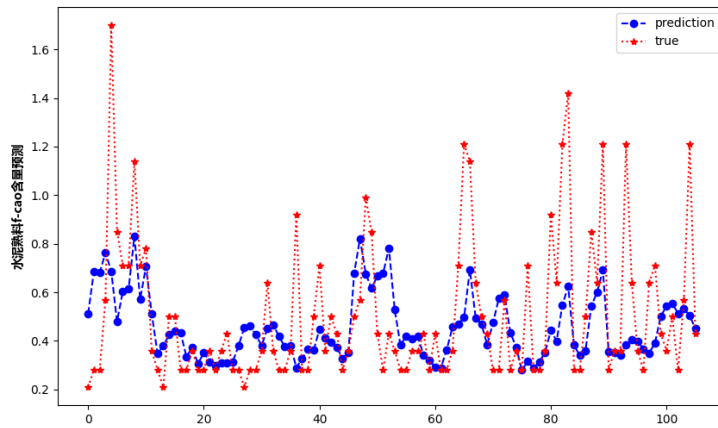


图 6 CNN-LSTM 预测效果图

表 1 两种预测模型预测结果比较

模型	MAE	RMSE	R2
普通 LSTM	0.1832	0.0815	0.0831
CNN-LSTM	0.1816	0.0724	0.1825

通过图 5 和 6 以及表 1 可以看出，CNN-LSTM 模型在平均绝对误差 MAE 和均方差 RMSE 以及拟合度 R2 的数据表现都优于普通 LSTM，通过 CNN 加强模型提取特征的能力，并结合 LSTM 处理时间序列的能力，使得模型性能和精度都得到了提升。

5 总结

为提高水泥熟料 f-CaO 预测模型精度和泛化能力，本文引入了 CNN-LSTM 组合预测模型，结合卷积神经网络（CNN）和深度学习长短期记忆网络（LSTM）的优势。该模型利用分解炉出口温度、分解炉喂煤量、三次风温、生料喂料量、窑头喂煤量、窑头罩温度、F2 风机篦下压力等输入参数，以 f-CaO 为输出，进行水泥熟料 f-CaO 含量的预测。实验证明，相较于单一的 LSTM 模型，该组合模型在 f-CaO 预测方面表现更佳，展现了在水泥熟料 f-CaO 预测中的适用性和可靠性。

参考文献:

- [1] 王红,袁军.水泥安定性及时效性[J].四川兵工学报,2008,(04):153-154.
- [2] Yao L ,Jiang X ,Huang G , et al.Virtual Sensing F-CaO Content of Cement Clinker Based on Incremental Deep Dynamic Features Extracting and Transferring Model[J].IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement,2020,PP(99):1-1.
- [3] 毕文彦,管学茂,邢锋等.水泥矿物游离氧化钙含量测定方法的评价及探讨[J].混凝土,2008,(12):21-23.
- [4] 詹妮.水泥及原料中游离氧化钙测定要点[J].水泥工程,2021,(06):45-47.
- [5] 刘文光,王孝红,于宏亮等.基于 LS-SVM 的水泥熟料煅烧过程 f-CaO 软测量研究[J].控制工程,2008,(S2):85-88.
- [6] 舒云星,许超,李刚炎.基于核主元分析和支持向量机的 f-CaO 含量预测[J].武汉理工大学学报,2008,(06):130-134.
- [7] Jianzhou W ,Xinsong N ,Lifang Z , et al.A wind speed forecasting system for the construction of a smart grid with two-stage data processing based on improved ELM and deep learning strategies[J].Expert Systems With Applications,2024,241
- [8] 赵朋程.水泥熟料 fCaO 含量预测模型及烧成过程优化控制算法研究[D].燕山大学,2018.
- [9] Yantao Z ,Bochuan D ,Yuling Z , et al.Online cement clinker quality monitoring: A soft sensor model based on multivariate time series analysis and CNN[J].ISA Transactions,2021,117:180-195.
- [10] 杨黎明.基于残差网络与长短时记忆网络的水泥游离钙软测量方法研究[D].燕山大学,2020.DOI:10.27440/d.cnki.gysdu.2020.001051

本论文受中国建材集团揭榜挂帅项目“水泥基材料数字化研发”(2021YCGJS01)支持

一种回转式清堵装置在脱硫石膏仓底的实践应用

刘品

(合肥水泥研究设计院有限公司, 安徽 合肥 230051)

0 引言

在电力、冶金、建材等行业的脱硫工艺中, 会大量产生副产物脱硫石膏。脱硫石膏具有湿度大、粘性高的特点, 在储存与输送过程中, 仓底极易发生堵塞现象, 这严重影响了生产的连续性与稳定性。本文针对脱硫石膏仓底频繁堵塞这一问题, 详细阐述了一种回转式清堵装置的设计原理、结构组成及工作流程。并且通过宁夏某制酸项目的实际应用案例表明, 该回转式清堵装置能够有效解决脱硫石膏仓底的堵塞问题, 可显著提升生产效率, 降低维护成本, 具备良好的经济效益, 为同类型工业场景中物料的防堵清堵工作提供了新的解决方案与实践参考。

1 脱硫石膏仓底堵塞问题分析

1.1 脱硫石膏特性

脱硫石膏主要成分为二水硫酸钙 ($\text{CaSO}_4 \cdot 2\text{H}_2\text{O}$), 其含量通常在 85%-95% 之间, 这一成分特性由其形成过程所决定。在湿法脱硫工艺中, 吸收塔内的浆液经氧化、结晶等过程生成脱硫石膏。受工艺条件限制, 脱硫石膏含水率通常在 10%-15%。高含水率致使脱硫石膏颗粒间存在较强的附着力, 在重力作用下, 颗粒易于聚集、压实板结, 进而形成具有一定强度的块状物。同时, 脱硫石膏还含有少量其他杂质, 这些杂质进一步增强了其粘性, 使其在流动过程中更易与仓壁粘附。

1.2 仓底堵塞原因分析

从物料流动角度来看, 脱硫石膏仓一般采用锥形结构, 仓底物料在重力作用下向出料口汇聚。但在实际运行过程中, 由于仓内物料分布不均, 靠近仓壁的物料流动速度较慢, 中心部位物料流动速度较快, 容易形成“漏斗流”现象。在“漏

斗流”状态下，仓壁附近物料长期处于静止或缓慢移动状态，逐渐堆积压实，最终在出料口上方形成堵塞拱。此外，环境温度变化对脱硫石膏仓底堵塞影响显著。在冬季，低温环境会使脱硫石膏中的水分结冰，进一步增大物料粘性与硬度，加剧堵塞问题；夏季高温时，若通风散热不佳，仓内物料可能发生缓慢的化学反应，导致物料性质改变，同样增加堵塞风险。具体几种常见料仓堵塞型式见图 1。

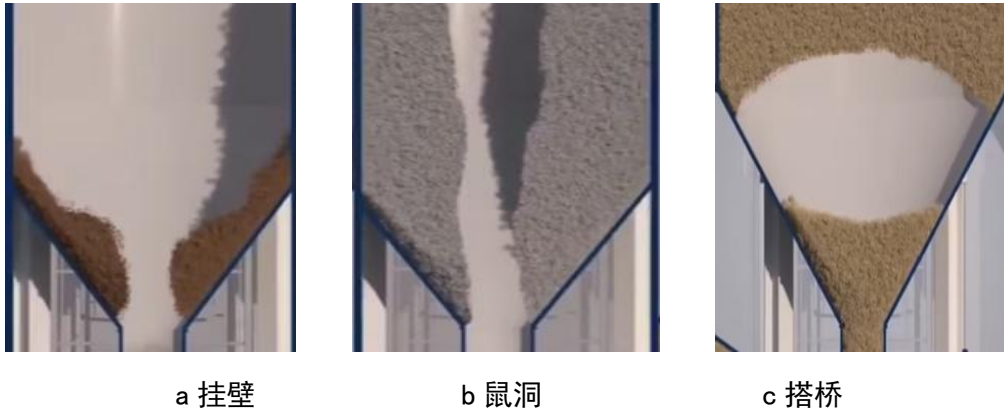


图 1 常见几种料仓堵塞

1.3 传统清堵方案对比

目前，传统的清堵方式主要有人工清堵和机械振打清堵等。人工清堵劳动强度大，会导致现场卫生条件差，清理难度高。同时，人工清堵效率低，每次清堵耗时往往长达数小时甚至数天，严重影响生产进度。机械振打清堵是通过在仓壁安装振动器，利用振动力使物料松动下落。然而，振动器作用范围有限，对深层、顽固的堵塞效果欠佳，且长期频繁振打可能损害仓体结构，缩短仓体使用寿命。此外，人工清堵和机械振打清堵均无法从根本上解决脱硫石膏仓底堵塞问题，难以保障长期稳定的生产运行。与传统清堵方式相比，回转式清堵装置优势明显，具体对比见表 1。

表 1 几种清堵方案比较

解决方案	清堵效率	自动化程度	能耗水平	设备成本	维护需求
人工敲击	低	无	低	低	高
空气炮/锤	中	中	高	中	中
仓壁振打	较低	中	中	中	高
本装置	高	高	低	较高	低

2 回转式清堵装置设计原理与结构组成

2.1 工作原理

回转式清堵装置基于机械回转运动原理，通过旋转部件对仓底物料施加机械扰动，破坏物料的起拱结构，促使物料恢复流动状态。该装置采用变频电机驱动减速机，带动回转装置的齿圈，使清堵刮刀沿仓内壁做 360° 旋转运动。刮刀在旋转过程中对仓底脱硫石膏进行搅动、刮削，有效打破物料间的粘结力和摩擦力，从而实现清堵目的，具体结构及工作状态见图 2、图 3。其控制方式支持就地控制、自动控制及 DCS 远程控制三种模式。



图 2、3 回转式清堵装置工作原理示意

2.2 结构组成

见图 4 所示，回转式清堵装置主要由驱动系统、旋转仓体、清堵叶片、密封装置和控制系统等部分组成。

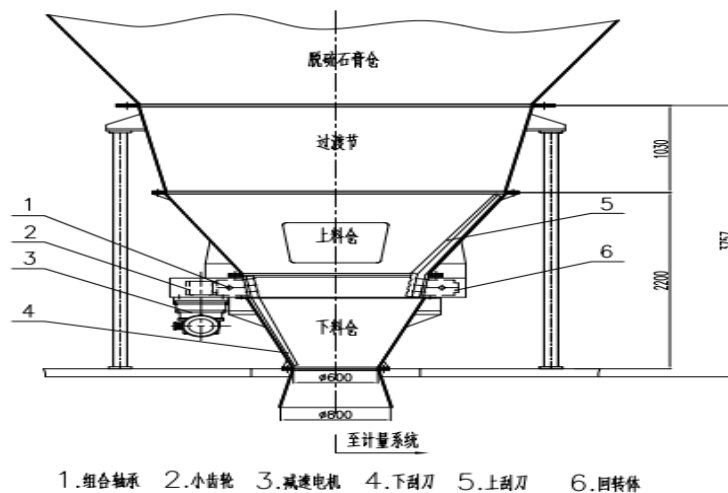


图 4 回转清堵装置结构组成

3 回转式清堵装置的实践应用案例

3.1 宁夏某制酸项目实践应用

(1) 在方案设计阶段，借鉴类似行业的生产经验，发现脱硫石膏仓底频繁堵塞的问题尤为突出。该问题不仅严重阻碍物料输送，还致使整个生产系统运行不

稳定，生产效率大幅降低。为有效解决这一难题，经多方案综合比选，最终决定在脱硫石膏仓底配置回转式清堵装置。

(2) 依据现场工艺布置，对回转式清堵装置的出入口、高度等外形尺寸进行定制化设计。单台设备重量为 9130Kg，其主要技术参数详见表 2。

表 2 主要配置参数

1	项目	单位	参数内容
2	主体材料及厚度	mm	仓体为不锈钢 201 材质，厚度 14mm。
3	清堵方式和范围	角度	内置上下刮刀 360° 无死角旋转清堵
4	清堵刮刀材质	/	35CrMoTi/整体锻造
5	驱动方式	/	变频电机+减速机机械驱动
6	减速机:	/	硬齿面行星减速机: 速比 500
7	电机功率	kW	5.5
8	电源	V	380
9	主机运行方式	/	24 小时不间断运行、变频调速运行、定时运行、断料感应运行、与秤联动运行
10	控制方式	/	PLC+变频器+触摸屏, 就地/自动/DCS 远程控制。PLC 为西门子 Smart-200, 变频器为施耐德 v20 产品
10	润滑方式	/	自动润滑, 油泵+管路
12	控制柜数量	个	1 (双层 304 不锈钢) 厚度不低于 2mm
13	物料水分/种类	/	含水率≤15%/脱硫石膏
14	能力	/	卸料能力: 120~150t/h, max180t/h
15	运行转速	r/min	0.28r/min(50HZ)

(3) 安装前，技术人员依据仓底尺寸与实际工况，定制适配的回转式清堵装置。安装时，首先将回转式清堵装置与仓底精准对接，采用焊接与螺栓连接相结合的方式固定。随后依次安装旋转仓体、驱动系统、清堵叶片及密封装置等部件，确保各部件安装位置精确、连接稳固，具体安装见图 5。硬件安装完成后，开展电气布线与控制系统调试工作。

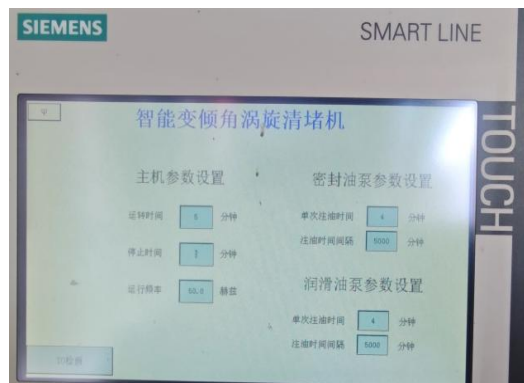
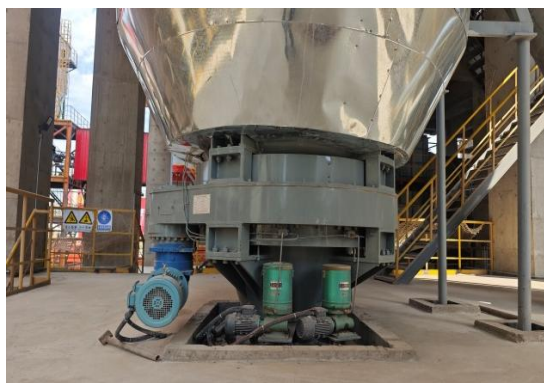


图 5、图 6 宁夏项目回转式清堵装置安装现场/运行参数设置

调试过程中，对控制系统参数进行设置（见图 6），涵盖装置启动与停止条件、旋转仓体转速范围等关键参数。经多次空载与负载调试，装置各部件运行平稳，控制系统响应迅速，可依据下料情况实现自动、精准运行控制。

3.2 应用效果分析

回转式清堵装置投入运行后成效显著。经运行数据统计分析显示，在近半年的运行周期内，脱硫石膏仓底仅发生 1—2 次轻微堵塞，且依靠装置的自动清堵功能快速得到解决，有力保障了生产的连续性与稳定性。在维护层面，该装置仅需定期检查保养，显著降低了企业运行成本。

4 结束语

通过对脱硫石膏仓底堵塞问题的系统性分析，本文详细阐释了回转式清堵装置的设计原理、结构构成及运行流程，并结合宁夏某制酸项目的实际应用案例，充分验证了该装置在解决脱硫石膏仓底堵塞问题上的有效性与技术优势。回转式清堵装置凭借独特的旋转搅拌与强制物料流动设计，能够高效破除物料堵塞拱，保障物料的连续顺畅输送。相较于传统清堵方式，该装置具有清堵效率高、维护成本低、自动化程度高、对仓体结构影响小等突出特点。在实际项目应用中，回转式清堵装置不仅显著提升了生产效率、降低企业运营成本，还创造了良好的社会效益，为脱硫石膏处理及其他类似物料储存输送场景，提供了可靠且具有推广价值的解决方案。目前，该装置在工业领域逐渐得到应用，其创新的工作原理与结构设计，为攻克脱硫石膏仓底堵塞难题开辟了新方向。

参考文献：

- | | | | | |
|-----|-----|--------------------|------|-------------|
| [1] | 吴四海 | 料仓清堵技术在皖维水泥的应用 | 水泥 | 2017-04-10 |
| [2] | 焦洪涛 | 料仓清堵技术及气压旋转清堵装置的研究 | 粉煤灰 | 2014-02-25 |
| [3] | 王树刚 | 储料仓的一种防堵装置 | 河南建材 | 2014 年第 4 期 |

复合除尘器在锂云母焙料细磨系统中的应用

刘亚伟

(合肥中亚环保科技有限公司, 安徽 合肥 230051)

1 概述

在锂云母焙料细磨过程中, 物料被研磨成粉末状态, 从而显著增加了细粉的产生量, 该种粉末磨蚀性较强; 不仅影响作业环境, 还可能对设备造成磨损, 如果不加以控制, 会引发严重的环境污染问题。

水泥生产通常也有采用多种除尘器相结合的方式来控制粉尘排放, 如旋风除尘器、袋式除尘器等。锂云母焙料细磨系统可以借鉴水泥厂的粉尘治理经验, 采用复合除尘器来净化烟气。

在锂云母焙料细磨系统中, 可以采用复合除尘器来净化烟气。一级除尘器采用预沉降室, 通过惯性碰撞和重力沉降原理去除大颗粒的粉尘和杂质。二级除尘器可以采用袋式除尘器, 通过过滤作用去除细小的粉尘。

通过复合除尘器的应用, 可以有效地减少焙料细磨过程中产生的粉尘和有害气体排放, 提高空气质量, 保护工人健康和环境安全。同时, 复合除尘器的使用还可以提高焙料细磨系统的效率, 延长滤袋的使用寿命, 降低能耗和减少生产成本。

2 技术方案

HRM 系列立式辊磨机出口含尘浓度约为 $500\text{g}/\text{m}^3$, 粉末的细度为: 100 目 D98; 物料磨蚀性较强, 粉尘的硬度较大、粒径较小。这些粉尘在空气中悬浮时, 由于其硬度高、粒径小的特点, 会在流动过程中对接触的材料表面产生较强的磨损作用。因现场空间受限, 没有空间布置旋风除尘器, 经过设计核算, 采用预沉降室+布袋除尘的复合除尘工艺, 设计除尘效率可达到 99.99%, 如图 1 所示。

预沉降室结构简单、成本低、维护方便和运行阻力小 (一般为 $50\sim 150\text{Pa}$)。

通过预沉降处理，可以有效减轻后续除尘设备的负荷，延长其使用寿命，同时也有利于整个除尘系统的高效稳定运行。

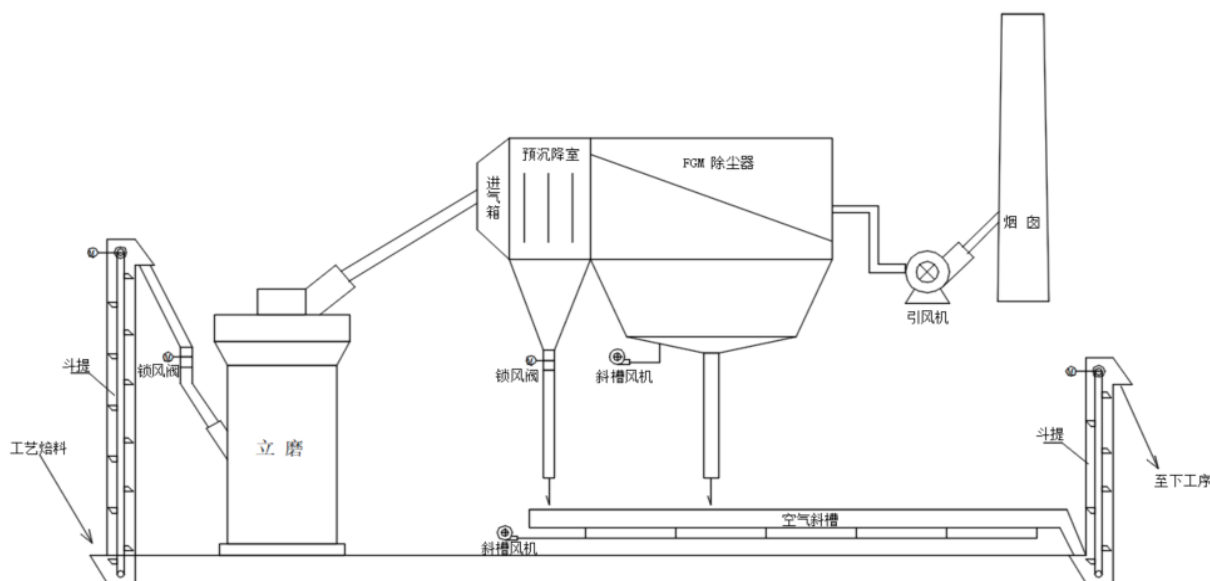


图 1 焙料细磨工艺流程图

布袋除尘采用 FGM 系列气箱脉冲袋式除尘器，集分室反吹和脉冲喷吹诸类除尘器的优点。单位体积处理风量大，系统阻力小，除尘效率高。可直接处理含尘浓度高达 $1300\text{g}/\text{m}^3$ 的含尘气体，经处理后气体的排放浓度低于 $10\text{mg}/\text{Nm}^3$ 。根据工况情况，采用不同的滤料，可以满足不同废气特性要求。整机可分室换袋，维修、维护简单方便。

除尘系统采用独立的、先进的 PLC 可编程控制器，来实现整个除尘系统的清灰、卸灰自动控制。控制精确、灵活，操作简单，修改参数方便。对远程信号接收、计算和传输，所有信号都能就地显示、PLC 控制柜可以显示和操作。

3 复合除尘器工作原理

含尘气体由烟气入口进入进气箱后，烟气的气流速度逐渐下降，烟气携带粉尘的能力也逐渐下降，由于沉降室的横断面积较大，气流速度会迅速降低，这有利于粉尘颗粒由于重力的作用开始沉降。预沉降室内部设计有挡板，这些结构可以增加气流的湍动性和停留时间，进一步提高粉尘颗粒与气流分离的机会。随着气流缓慢通过沉降室，较重的尘粒会逐渐沉降到预沉降室的底部灰斗中。经过预沉降处理的气流，其含尘浓度已经有所降低，然后再进入到后续的布袋除尘设备

中进行深度净化，如图 2 所示。

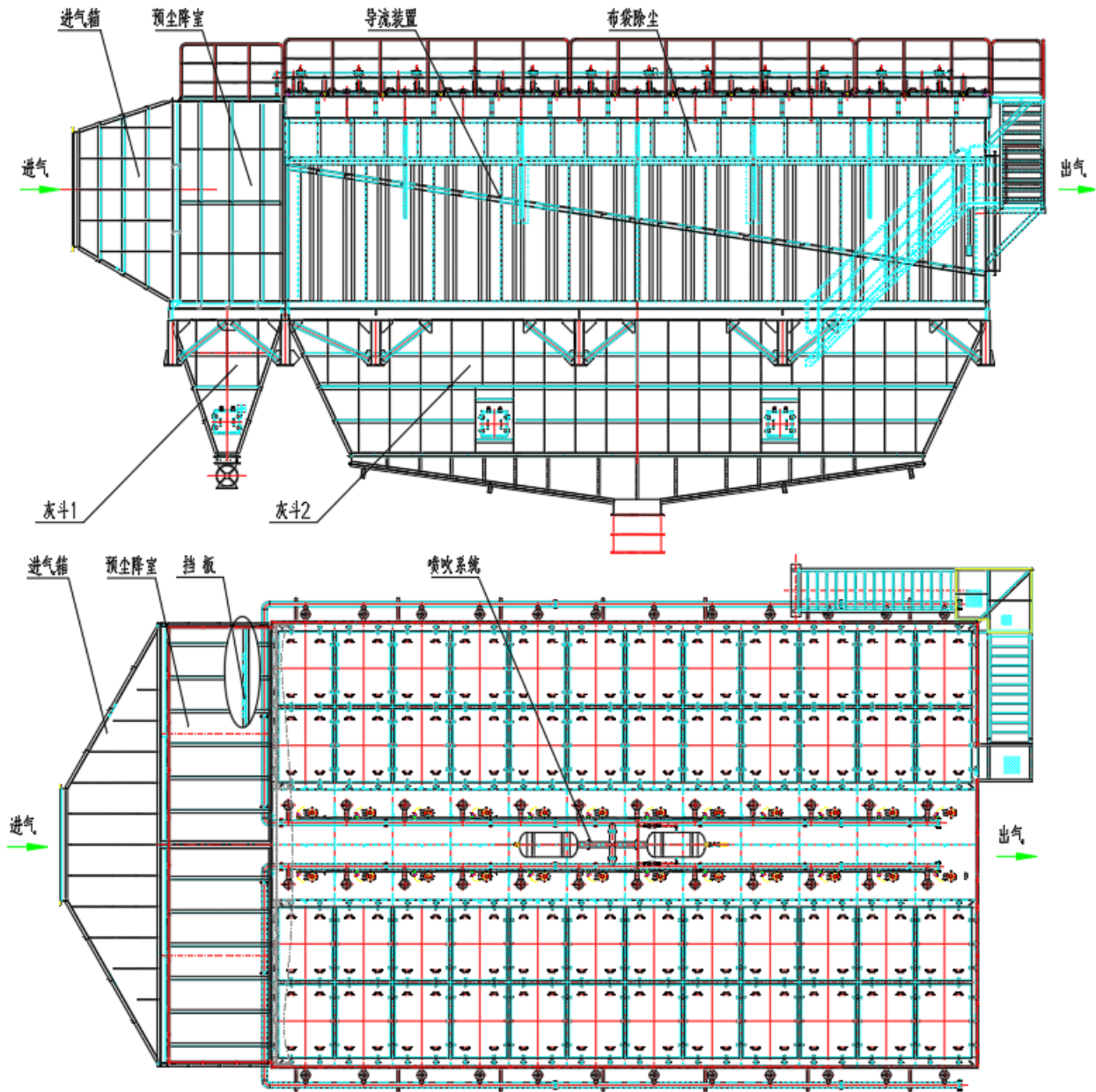


图 2 复合除尘器方案设计示意

布袋除尘器采用了独特的进气口和出气口总管结构，灰斗延伸到进气口总管下。使进入的含尘烟气直接进入灰斗内达到预收尘的效果，且能避免水平直管易堵塞的现象。除尘器本体分隔成数个箱区，每箱有 144 条滤袋，并在每箱侧边出口管道上有一个气动的提升阀。当除尘器过滤含尘气体一定时间后（或阻力达到预先设定值），清灰控制器就发出信号，第一个箱室的提升阀就开始关闭以切断过滤气流。然后这个箱的脉冲阀开启，大于 $5\text{Kgf}/\text{cm}^2$ 的压缩空气喷入净气室，清除滤袋上的粉尘。当这一动作完成后（大约 6~15 秒时间），提升阀重新打开，使这个箱

室重新进行过滤工作,并逐一按上述要求进行以至全部清灰完毕。

4 复合除尘器的特点

针对锂云母焙料细磨系统的特殊性,遵循过滤功能和吸附功能兼顾高效稳定运行的原则,设计制作的复合除尘器具有以下特点:

(1) 沉降室适用于捕集密度大、颗粒大(50 μm 以上)的粉尘,特别是磨蚀性很强的粉尘。其优点是结构简单、造价低、施工容易、维护管理方便、阻力小(一般为 50~150Pa),可回收干灰等。

(2) 为提高沉降室的除尘效率,在室内加装一些垂直挡板,一方面为了改变气流的运动方向,由于粉尘惯性较大,不能随同气体一起改变方向,撞到挡板上,失去继续飞扬的动能,沉降到下面的灰斗中;另一方面为了延长粉尘的通行路程,使它在重力作用下逐渐沉降下来。

(3) 除尘器净过滤风速 $\leq 0.8\text{m}/\text{min}$ 。

(4) 采用了独特的进气口和出气口总管结构,灰斗延伸到进气口总管下。使进入的含尘烟气直接进入灰斗内达到预收尘的效果,且能去掉水平直管易出现堵塞的现象。

(5) 集分室反吹和喷吹脉冲清灰及预收尘等特点,能处理含尘浓度达 $1300\text{g}/\text{m}^3$ 的高浓度含尘气体,排放浓度 $<10\text{mg}/\text{Nm}^3$ 。

(6) 箱体设计增大下部空间,降低气流上升速度,以保护滤袋,延长寿命。

(7) 净气室整体模块组装发运现场,严格保证了设备整体的精度。

(8) 滤袋袋口采用弹簧张紧结构,拆装方便,具有良好的密封性。

(9) 选用大口径高性能脉冲阀,寿命达 5 年。

(10) 换袋时打开顶部检修门盖,直接抽出袋子即可,维护简单、方便。

(11) 采用分箱式清灰的,清灰时,逐箱隔离、轮换进行。

(12) 除尘器清灰控制方式分为定时、定阻两种。

(13) 控制系统采用可靠的 Simens PLC 可编程序控制器,具有很高的适应性和可靠性。标准化、模块化的电路设计,维护检修非常方便。

5 复合除尘器性能技术参数

表1 复合除尘器性能技术参数表

型号	复合除尘器FGM144-2x12	
用途	用于锂云母焙料细磨出口废气处理	
布置型式		室外布置
数量	台	2
性能数据		
进口风量	m ³ /h	220000
温度	℃	≤80
含尘浓度	g/m ³	≤500
出口风含尘浓度	mg/Nm ³	<10
除尘效率	%	99.99
粉料尺寸分布	100目 D98	
物料特性		磨蚀性较强
净过滤风速	m/min	≤0.8
压缩空气		
用量	Nm ³ /min	6
要求最小压力	MPa	0.4-0.6
漏风		
最大漏风量	Nm ³ /h	≤4400
最大漏风率	%	≤2
总过滤面积	m ²	4937
净过滤面积	m ²	4731
压力损失	Pa	≤1000, 最大1200
容许最大工作压力	Pa	-10000
滤袋规格	mm	φ 130x3500
滤袋数量	条	3456
滤袋材质	亚克力覆膜	
滤袋克重	g/m ²	≥550

6 使用效果

某锂云母焙料细磨系统所配套的复合除尘器，自2023年5月投运至今，始终保持平稳且可靠的运行态势，其不仅能够提升焙料细磨系统的效率，而且设备运

行阻力小于 700Pa，除尘效率达 99.99%。经相关检测表明，复合除尘器烟囱排放浓度优于设计要求，已经完全满足设计要求和环保排放标准。现场运行和系统运行照片见图 3 和 图 4。



图 3 项目运行现场

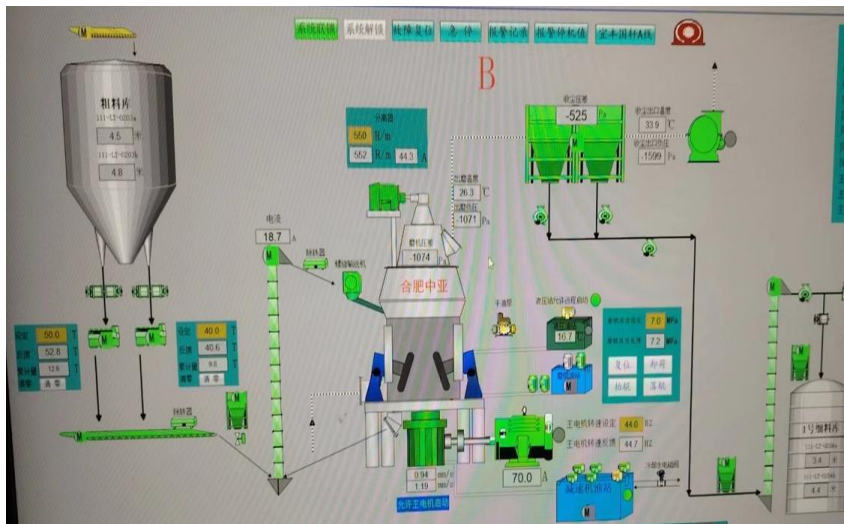


图 4 系统运行界面

7 结束语

上述这种独具特定结构和功能的复合除尘器，已在锂云母焙料细磨系统中得到很好的应用。通过复合除尘器的投入使用，能够显著提升焙料细磨系统的效率，较好的地延长滤袋的使用寿命，降低能耗并减少生产成本，进而增强企业的经济效益。其能够切实有效地减少焙料细磨过程中所产生的磨蚀性粉尘的排放，对工人健康和环境安全起到良好的保护作用。与此同时，该复合除尘器也符合了国家节能减排的要求，在相关工业场景值得推广。

分级燃烧与生物质协同掺烧对分解炉内 NO_x排放特性的影响研究

水沛

(合肥水泥研究设计院有限公司, 安徽 合肥 230051)

1 前言

水泥生产是高能耗、高排放产业,其中氮氧化物(NO_x)是水泥生产过程中主要污染物之一,主要包括氧化亚氮(N₂O)、一氧化氮(NO)、二氧化氮(NO₂)等。NO_x会伤害人体器官,形成酸雨,破坏臭氧层等,需要严格控制其排放量。目前全球水泥生产总量持续增长,但在不断提高的环保政策要求下,降低NO_x的排放是水泥行业亟待解决的问题^[1]。

水泥生产过程中NO_x主要的形成场地是回转窑和分解炉,NO_x的形成机理极其复杂,目前的研究将NO_x形成机理分为3种^[2-4]:热力型、快速型、燃料型。分解炉中平均温度在900℃左右,远低于热力型NO_x的温度,可以忽略热力型NO_x产生。快速型NO_x只有在大量O、OH基团存在,占比非常低可忽略不计。对于水泥分解炉,只需着重研究燃料型NO_x的产生与还原。燃料型NO_x的生成机理一般认为是:燃料N向NO转变由两个互相竞争过程控制的。分解炉中燃烧产生的污染物NO_x主要为NO,占95%以上,控制NO的生成量是控制NO_x排放的关键^[5]。

在水泥生产等大型设备行业中,计算流体动力学(CFD)较实验更具经济性和应用前景。近年来,计算硬件和算法进步推动了工业级水泥设备的仿真研究。已有学者将欧拉多相流和DPM模型应用于分解炉模拟,实现了传热传质过程的精确预测,但未涉及NO_x生成与还原^[6]。后续研究利用Fluent软件,探讨了空气和生料分级、替代燃料对NO_x排放的影响,但NO_x多采用后处理模型,缺乏详细反应路径^[7-8]。Nakhaei等则基于PIC算法,结合全局反应动力学,准确模拟了分解炉运行及NO排放,但未提出具体NO_x控制方法^[9]。

生物质能源因对 CO₂ 排放“零贡献”、NO 和 SO₂ 排放显著低于煤粉，被视为理想的可持续能源，在全球应用日益广泛。富氧下掺烧生物质可明显降低 NO 排放^[10]。已有研究表明，生物质与煤混烧比单独燃烧 NO 排放更低^[11]，基于生物质改性的钙基吸收剂也能协同还原 NO^[12]。典型生物质（如玉米秸秆、稻秆、松木）与焦炭共燃的 NO 排放与灰分特性也得到实验验证^[13]。目前欧洲水泥行业生物质替代燃料占比已超 80%^[14]，而目前中国仍低于 15%。作为农业大国，中国生物质资源丰富，提升生物质高效利用将有助于实现碳达峰和碳中和目标。

本文建立了分解炉全尺寸数值模拟，并通过现场实测数据验证了模型的正确性。通过统计分解炉各个部位 NO 生成/还原的化学速率，直观地揭示了 NO 在分解炉内生成/还原的行为，结合分级燃烧工艺对分解炉结构进行优化。相比分级燃烧技术，煤粉掺烧生物质工艺更经济、环保，因此本文最后探究了煤粉掺烧生物质技术对残余 NO 的影响。

2 模型的建立与求解

2.1 分解炉气-固-化学反应控制方程

本研究数值模拟采用欧拉-拉格朗日方法，气相基于 Navier-Stokes 方程并引入大涡模拟（LES）描述湍流行为，颗粒相轨迹采用拉格朗日法追踪。相间作用力通过 PIC 模型处理，拖曳力模型选用 Wen-Yu/Ergun 形式^[15]。模型中考虑了典型的气相燃烧、煤粉热解与反应、NO 还原等过程^[16]，生料的加热与分解反应为主要研究对象，高温下的固相反应因动力学缓慢，在本研究中未作考虑。

2.2 分解炉介绍与参数设置

如图 1 为新型干法水泥热解系统示意图，分解炉是承上启下的关键的设备，其设计水平会直接决定煅烧系统熟料烧成质量、污染物排放浓度、换热效率等。分解炉边界条件如表 1 所示。模型模拟的时间为 100 秒，时间步长为 2.5e-4。本文分解炉由 4 个生料下料管、4 个喷煤管、1 个三次风管和炉体等部分组成。

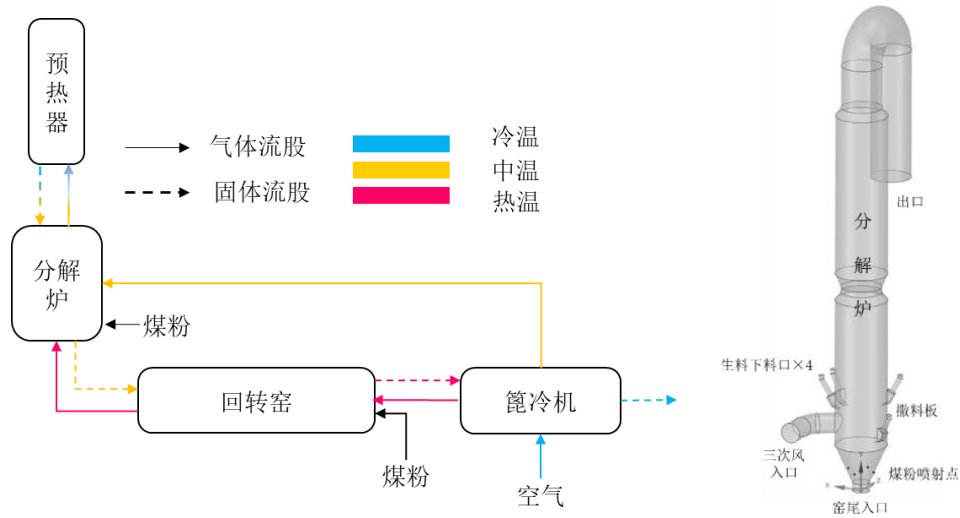


图 1 新型干法水泥烧结系统与分解炉结构图

表 1 模型计算边界条件

分解炉部位	气体质量流量 (kg/s)	气体组分体积占比 (%)	温度 (K)	固体质量流量 (kg/s)
窑尾烟气	44.2	$N_2:O_2:CO_2:SO_2:NO:H_2O=72.63:2.32:18.65:0.7:0.9:6.24$	1433.5	—
煤粉 (燃料) 喷射口	—	$N_2:O_2=79:21$	303.15	6.55
三次风	55.3	$N_2:O_2=79:21$	1233.15	—
生料下料口	—	—	1053.15	32.6×4

模型使用的燃料为煤粉与玉米秸秆，玉米秸秆是中国最常见的农作物之一，是生物质燃料稳定的来源。煤粉与玉米秸秆生物质的性质如表 4 所示。

表 2 燃料特性

工业分析 (wt%) 煤		工业分析 (wt%) 生物质 (玉米秸秆)	
Fixed carbon	48.2	Fixed carbon	0.1775
Volatiles	26	Volatiles	71.45
Ash	23.3	Ash	5.93
Moisture	2.5	Moisture	4.87
元素分析			
C	73.8	C	44.2
H	5.0	H	4.95
O	8.1	O	41.25
N	1.3	N	0.57
热值			
Q 低	22.18 MJ/kg	Q 低	15.45MJ/kg

3 计算结果

3.1 模型验证

如图 2 所示，本文通过建立 5 组不同网格数量的模型进行网格无关性验证。结果显示，当网格数量超过 110 万时，NO 浓度变化小于 5%，数值趋于稳定，故最终采用约 110 万网格。为验证模型准确性，在分解炉不同高度布置监测点，将模拟结果与现场实测的温度和 NO 浓度对比（见表 5），最大误差小于 10%，验证了模型的可靠性。

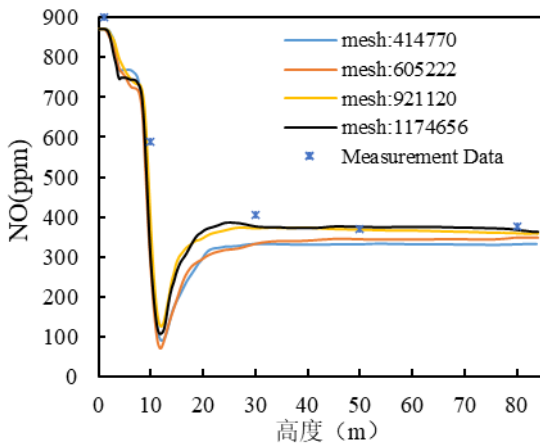


图 2 5 种网格数量下 NO 浓度沿分解炉高度示意图



图 3 分解炉现场图片

表 3 数值模拟结果与实测数据对比

项目	监测点 1		监测点 2		监测点 3		监测点 4	
	温度	NO	温度	NO	温度	NO	温度	NO
实测数据	1423.0	1170	1225.0	423.5	1201.2	437.5	1149.0	392
数值模拟	1397.9	1210	1193.7	472.75	1189.72	453.6	1167.4	412.2

3.2 分解炉 NO 生成与还原规律

图 4 展示了 CO₂、O₂、NO 三种气体组分浓度及温度沿分解炉高度的截面平均值变化趋势。分解炉 0-6 m 高度范围内，O₂浓度因煤粉中挥发分氧化作用而下降；随三次风加入，O₂浓度迅速上升，其他气体浓度因稀释作用下降。煤粉挥发后形成焦炭与灰分，焦炭燃烧导致 O₂浓度平稳下降，而 CO₂浓度因焦炭氧化和 CaCO₃分解反应而增加，其中 CaCO₃分解释放的 CO₂为主要来源。在炉内 12 m 以下，NO

浓度因 CO、H₂ 等还原性气体及焦炭还原作用逐步降低；随 O₂ 浓度增加，煤粉燃烧生成的 HCN/CNO 被氧化，NO 浓度升高。分解炉设有四路生料下料口，三路位于三次风管上方，煤粉燃烧充分后生料注入分解吸热；一路位于三次风下方，用于调控炉温及通过金属氧化物催化促进 CO 与 NO 反应，加速 NO 还原。图 5(d) 所示，0 - 10 m 区域 CaCO₃ 分解致温度较低，三次风后温度迅速上升，进一步生料加入后温度趋于稳定并快速达到平衡。

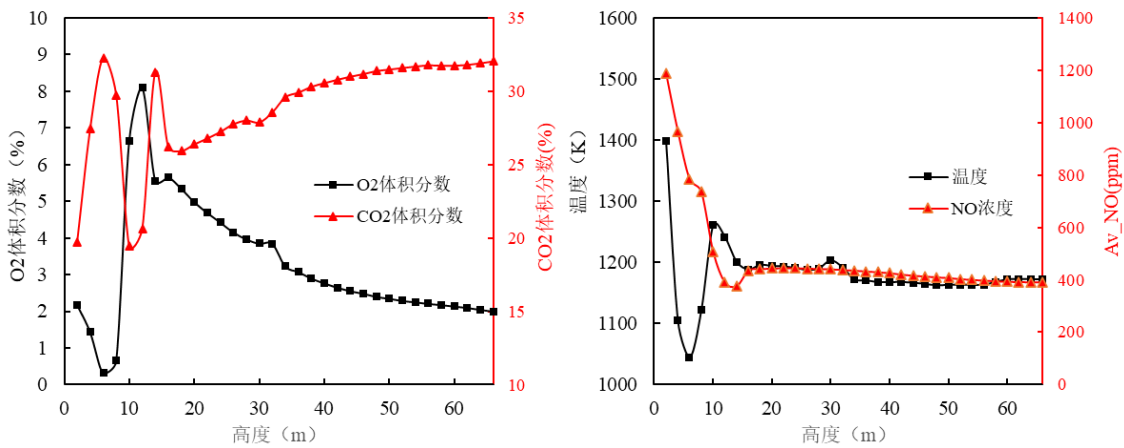


图 4 气体组分浓度与温度沿分解炉高度分布图

分解炉中 NO 来源主要有两处：(1) 回转窑产生的 NO 通过窑尾烟气进入分解炉的；(2) 分解炉内煤粉燃烧新产生的 NO。在水泥分解炉内，不仅仅有煤粉中有机氮的中间产物 (HCN/CNO) 向 NO/N₂ 的竞争转换反应，还有还原气体 (CO、H₂、CH₄) 下 NO 的还原反应。因此在水泥分解炉内 NO 的生成/还原机理更为复杂。

为了能够深入了解分解炉内 NO 生成/还原机理，沿分解炉高度取 26 个监测点，提取每个监测点与 NO 生成/还原相关的化学反应速率 (包括均相反应与异相反应)，为了避免瞬态分析带来的误差进一步统计在 50-100s 内每个监测点化学反应速率的时均值。固体焦炭 C (s) 与 NO 的反应速率单位为 kg/s，为了能够与气相反应的反应速率一致，使用公式 (7) 进行单位转换：

$$R_{NO_mol} = \frac{\sum_{i=1}^{N_i} R_{NO_kg} \cdot N_i}{V_i M w_C} \quad (7)$$

式 (11) 中，*i* 表示监测点标号，*V_i* 是该处监测点上下 0.5m 高度范围内的体积，*R_{NO_kg}* 与 *R_{NO_mol}* 是该处某个颗粒的化学反应速率，单位分别是 kg/s 与 kmol/s，*N_i* 是

体积 V_i 范围内所有煤粉颗粒的数量, M_{w_c} 是焦炭的摩尔质量。

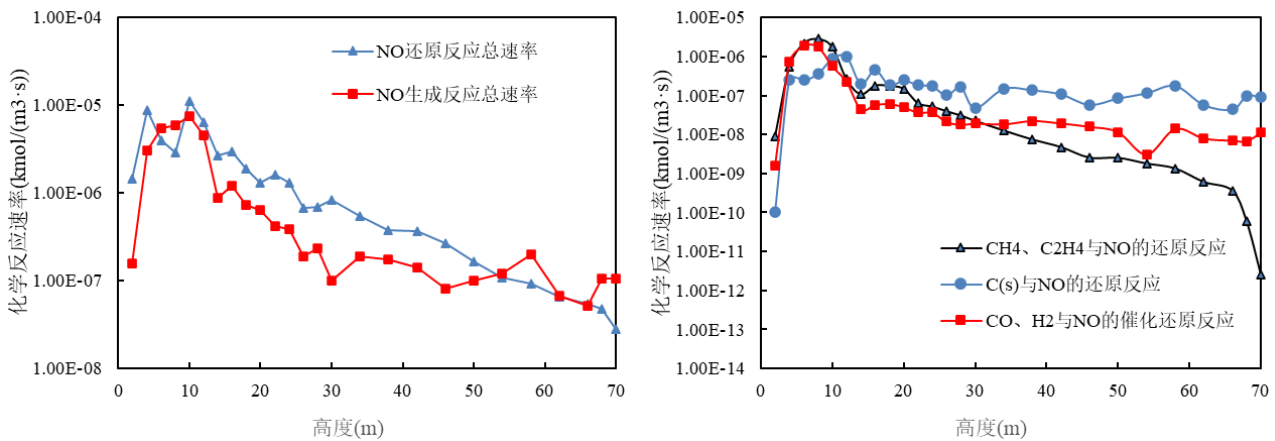


图5 NO生成/还原化学反应速率曲线图

由图5可知,分解炉6-10 m为NO还原区(还原速率大于生成速率),其他区域为NO生成区(生成速率大于还原速率)。低于6 m,由于煤粉不足,NO生成和还原速率均较低;高于10 m,三次风引入提高O₂浓度,HCN氧化生成NO,同时还原气体减少,导致生成速率占优。6-10 m范围内,煤粉贫氧燃烧产生大量还原气体,使还原速率显著提高。

NO还原集中于高度为6-10 m的区间范围内,在此范围,CH₄、CO和H₂等气态还原剂对NO的作用相当,焦炭C(s)还原速率较低。三次风引入后,气态还原剂被氧化,其还原能力迅速减弱,焦炭C(s)成为主要还原剂,但随炉温升高及焦炭消耗,其还原速率逐渐下降。

3.3 分级燃烧对NO的影响

分级燃烧通过局部贫氧燃烧和CO还原NO实现低氮排放。现有分解炉出口NO浓度为391 ppm,NO有效还原区仅4 m,难以充分减排。为优化NO控制,本文在窑尾烟气入口与三次风管间增设9.5 m还原区(见图6),并将煤粉分上下两路投加,上、下路分别设在12 m和1.8 m高度,烟气O₂浓度可调。设计三种分级燃烧工况:(1) Case 1: 下路喷煤50%,O₂ 2.3%;(2) Case 2: 下路喷煤70%,O₂ 2.3%;(3) Case 3: 下路喷煤100%,O₂ 3.5%。

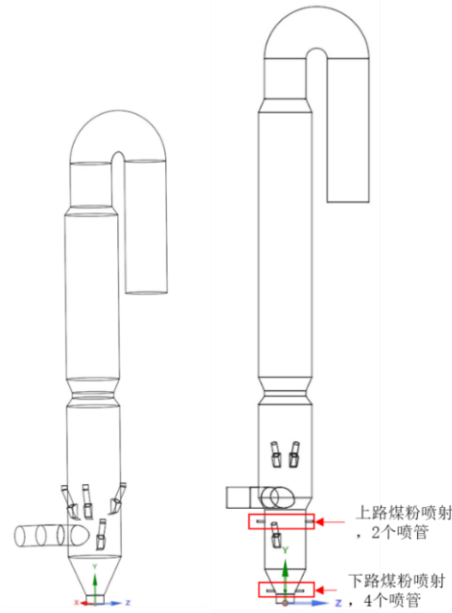


图 6 原分解炉与改造后的分解炉结构对比图

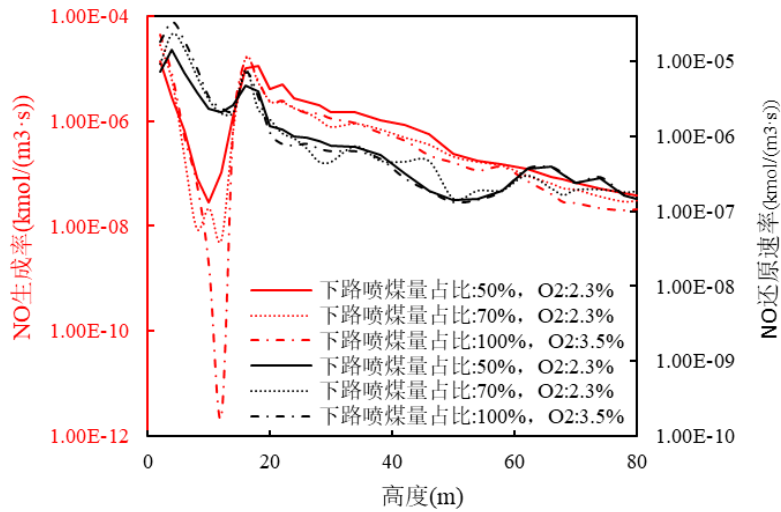


图 7 分级燃烧

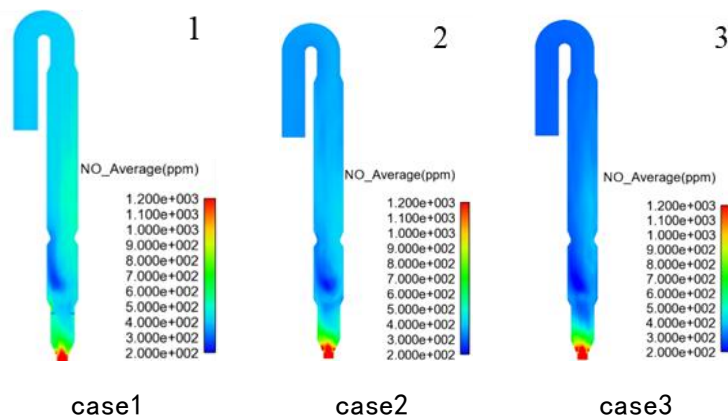


图 8 分解燃烧 3 种工艺下的 NO 浓度分布图

图 7 显示，分级燃烧后，Case 2 和 Case 3 的 NO 浓度较原设计分别降低约 20

ppm 和 70 ppm。还原区延长提升了还原作用，Case 1 因部分煤粉在高位充分燃烧，NO 未明显降低；Case 2 通过下路喷煤增加强化了还原气氛，有效减少 NO 生成；Case 3 在提高煤粉与 O₂浓度下，贫氧还原更加充分，NO 减排效果最佳。图 8 所示，各工况 NO 分布进一步说明，煤粉投加与 O₂浓度需协调优化，具体参数应根据实际工况调整，本文方案为工程改造提供参考。

3.4 生物质掺量对 NO 的影响

分级燃烧虽被广泛应用，但其还原区会延迟焦炭燃烧、降低焦炭活性，导致燃尽率下降和灰分含碳量增加，加上设备改造等综合问题，使其并非 NO 治理的最优方案。本文以玉米秸秆为代表生物质，研究其与煤粉掺烧对 NO 排放的影响（见表 1）。由于生物质热值较低，为维持分解炉温度，需用等热值生物质替代煤粉，使用量相对较高。生物质与煤粉燃烧的 NO 生成反应相同，模拟结果见表 4。生物质颗粒较大，为了准确模拟颗粒的传热于传质行为，本文采用了“让云代表分数颗粒”的方式进行建模。利用软件的颗粒分数处理功能进行建模，使每个计算云代表部分真实颗粒的质量和体积，进而精确反映粒料流化和燃烧的特性。

表 4 生物质掺烧模拟结果

项目 \ 替代比例	煤粉被替代质量比例 (%)			
	0	10	20	30
煤粉用量 (kg/s)	6.55	5.895	5.24	4.585
生物质用量 (kg/s)	0.0	0.94	1.88	2.82
NO	391	355	336	298
分解效率	94.12	93.38	92.73	93.56

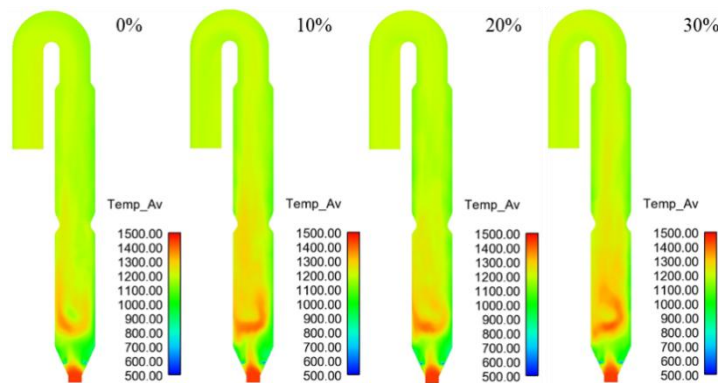


图 9 不同生物质掺烧量温度云图

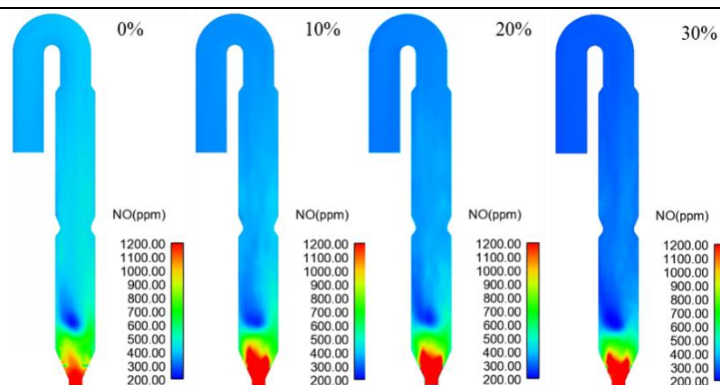


图 10 不同生物质掺烧量 NO 浓度分布云图

从图 9 和表 4 可见，掺烧等热值生物质后，由于生物质颗粒较大，燃烧速率比煤粉慢，随着生物质掺烧比例的增加，分解炉内的高温区相对延迟，但仍能够确保生料的分解率保持在 92% 以上。图 10 可清晰看到随着生物质掺烧量的增加，分解炉内三次风管以上区域的 NO 浓度显著降低，表明生物质燃料的使用可有效减排 NO。采用生物质/煤粉掺烧技术，能够将分解炉中的 NO 浓度控制在约 300 ppm，无需依赖分级燃烧工艺或增加炉体高度。综合考虑经济性与低碳燃烧等因素，生物质掺烧技术相较于分级燃烧技术更具优势。

4 结论与展望

本文建立了分解炉数值模型，模型模拟了分解炉内煤粉燃烧、生料分解，揭示了 NO 的生成/还原机理，着重研究了分级燃烧与生物质燃烧对污染物浓度的影响。

(1) 基于 PIC 算法建立了工业尺寸分解炉数值模型，将数值模拟预测的气体温度和 NO 浓度与实测数据进行对比，验证了数值模型的准确性。使用 Python 沿分解炉高度对 NO 生产/还原反应速率进行统计，直观地揭示了 NO 在分解炉内生成/还原机理，发现分解炉主要存在两个还原区：三次风管下段与分解炉末端。

(2) 通过优化分解炉结构，在窑尾烟气入口与三次风管之间增加还原区，并采用分级燃烧技术，通过调整煤粉上下路喷射比例和窑尾 O_2 浓度，增强还原气氛，实现 NO 的显著减排效果，同时为分解炉低氮改造提供参考思路。

(3) 使用低氮的生物质燃料，可以明显减少 NO 的排放。在不使用分级燃烧工艺、不增加炉体高度，使用生物质/煤粉掺烧技术也可以将分解炉中 NO 的浓度控制在 300 ppm 左右。

参考文献:

- [1] 赵丹辉. 浅析水泥行业氮氧化物控制技术[J]. 水泥技术, 2020, 1(05): 24-27.
- [2] B. R STANMORE, S. P VISONA. Prediction of NO emissions from a number of coalfired power station boilers[J]. Fuel Processing Technology, 2000, 64(1-3): 25-46.
- [3] STEPHEN R. TURNS. An introduction to Combustion Concepts and Applications. [M]. Beijing: Tsinghua university press, 2015.
- [4] RUTAR. T, LEE. J, C. Y, DAGAUT. P. NO_x Formation Pathways in Lean-Premix-Prevapourized Combustion of Fuels with Carbon-to-Hydrogen Ratio between 0.25 and 0.88[J]. Proceedings of the I Mech E Part A Journal of Power & Energy, 2007, 221: 387-398.
- [5] 许超. 基于 CPFD 方法的 140t 循环流化床锅炉低氮燃烧研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2019.
- [6] YA MAO, DI ZHANG, ZUOBING CHEN. Numerical modelling of multiphase FLOW and calcination process in an industrial calciner with fuel of heavy oil[J]. Powder Technology, 2020, 363(106): 387-397.
- [7] KINEKAR S, MONE S, TAQI A. NO_x reduction in calciner using air staging and raw meal split technology[J/OL]. Materials Today: Proceedings, 2021, 45: 3091-3096.
- [8] 孙雍春. 水泥分解炉内替代燃料特性的数值模拟[D]. 马鞍山: 安徽工业大学, 2019.
- [9] NAKHAEI M, GRÉVAIN D, JENSEN L S. NO emission from cement calciners firing coal and petcoke: A CPFD study[J]. Applications in Energy and Combustion Science, 2021, 5: 100023.
- [10] WINTER F, WARTHA C, HOFBAUER H. NO and N₂O formation during the combustion of wood, straw, malt waste and peat[J]. Bioresour Technol, 1999, 70(1): 39-49.
- [11] MARYORI DÍAZ-RAMÍREZ, FERNANDO SEBASTIÁN, JAVIER ROYO. Influencing factors on NO_x emission level during grate conversion of three pelletized energy crops[J]. Appl Energy, 2014, 115(4): 360-373.
- [12] MURARI MOHON ROY, KENNY W. CORSCADDEN. An experimental study of combustion and emissions of biomass briquettes in a domestic wood stove[J]. Applied Energy, 2012, 99: 206212.
- [13] LUNBO DUAN, YUANQIANG DUAN, CHANGSUI ZHAO. NO emission during co-firing coal and biomass in an oxy-fuel circulating fluidized bed combustor[J]. Fuel, 2015, 150(15): 813.
- [14] MENGHAN ZHANG, XIAO LIANG, HUICHAO CHEN. A novel effective approach for synergistic NO reduction during the carbonation process by biomass-modified calcium-based sorbents[J]. Chemical Engineering Journal, 2022, 439: 135795.
- [15] SNIDER D M. An Incompressible Three-Dimensional Multiphase Particle-in-Cell Model for Dense Particle Flows - ScienceDirect[J]. Journal of Computational Physics, 2001, 170(2): 523-549.
- [16] GUANG WANG, PEI SHUI, TENGFEI YIN, HONGKUN CUI, AND YUJIE TIAN. Optimizing Nitrogen Oxide Emissions in Industrial Calcination through Staged Combustion: A CFD-, PIC-, and RSM-Based Approach for Enhanced Process Efficiency[J]. 63(33): 14541-14553.

PLM与ERP等装备域关键数字化系统的集成探讨

胡光

(合肥水泥研究设计院有限公司, 安徽 合肥 230051)

0 引言

PLM (产品全生命周期管理系统), 主要管理图纸、模型、BOM清单, 在一定意义上它是装备制造企业的数字化源头, 也是装备制造企业三大基础数字化系统 (PLM、ERP、MES) 的核心组成部分, 为了避免数字化转型过程中常见的数据孤岛、数据源头不唯一、系统间传递效率和质量低等问题, 有必要对PLM系统与装备制造其他数字化系统的集成关系开展研究, 厘清数据在不同系统间的传递关系, 建立初步的企业数字化架构。

1 装备制造数字化建设上存在的问题

目前, 在国家新质生产力发展政策引导和企业数字化转型升级的浪潮下, 开展数字化转型和建设是目前大部分装备制造企业都在开展的工作, 有些企业以PLM为开端开展数字化建设, 有些企业以ERP为开端, 不管走哪条路径, 企业都面临着各系统间存在数据孤岛、数据源头不唯一、系统间传递效率和质量低等问题。笔者所在单位是建材装备制造综合型企业, 以PLM为开端开启装备制造数字化转型建设, 后期陆续开展了ERP、MES、MDM、工业互联网平台等系统建设。在上述各系统建设过程中, 在各系统集成和数据传递上碰到了很多复杂且细致的问题, 这些问题有些是技术方面的, 有些是管理方面的, 为了更清晰的分析和解决问题, 以下通过分析集成需求和开展集成设计来进行相关探讨。

2 装备制造数字化系统集成需求分析

2.1 消除数据孤岛需求

确保设计、工艺、制造、采购、计划等部门使用单一、准确、及时的数据源。

PLM的设计数据需实时同步至ERP、MES等数字化系统，避免因数据滞后导致生产错误。如某机械企业因设计变更未及时同步至MES，导致200万元批次产品报废。

2.2 提升端到端效率需求

可数字化系统高效集成可以加速新产品导入，缩短从设计完成到量产准备的时间。通过跨系统数据流自动化，缩短产品上市周期10%-30%。如某汽车企业通过PLM与ERP中客户需求集成，客户定制需求响应时间从30天缩短至7天。

2.3 提升质量降低成本需求

系统集成确保变更一致性，大幅降低因变更不同步导致的生产错误、库存浪费和质量风险。集成提高数据质量，减少人工录入错误，保证BOM、物料、工艺等核心数据的准确性。集成支持精确成本核算，ERP能基于准确的MBOM和工艺路线计算物料成本和制造成本。集成增强可追溯性，从销售订单或服务记录能追溯到使用的确切设计版本和制造信息。

2.4 支持智能制造转型需求

装备域各数字化系统集成后形成“设计-生产-供应链”闭环，实现资源动态优化配置。

3 PLM与各系统的集成关系设计

3.1 PLM与ERP的集成

PLM与ERP的深度集成是实现高效运营、数据一致性和缩短产品上市时间的关键。本企业ERP主要建设内容主要有销售管理、采购管理、生产管理、仓储管理、财务管理、项目管理，集成内容需要围绕产品从设计到制造、再到服务的核心数据流和业务流程展开，集成设计如下：

(1) 物料主数据

PLM需要将所有原材料、零部件、半成品、成品的唯一标识符（物料号）、描述、分类（采购件、自制件、外协件）、单位、版本状态等数据传递到ERP，新物料在PLM中创建后，必须及时、准确地同步到ERP，才能被采购、生产、库存等模块使用。

(2) 物料清单

设计BOM（包含设计所需的物料、数量、参考位号等）和制造BOM（包含工艺分件、虚拟件、工装辅料等，还包含制造所需的物料、数量、工序信息等）数据从PLM传递到ERP，PLM管理的设计BOM需要转化为制造BOM并发布到ERP，作为生产计划、物料需求计划、成本核算、车间执行的基础，集成确保生产使用的是最新、最准确的产品结构。

(3) 设计变更管理

变更流程主要包括编号、类型、描述、影响范围（受影响的物料、BOM、文档）、状态（创建、审批中、已批准、已实施）、生效日期/批次、实施指令等数据。设计变更流程在PLM中发起，批准后，PLM将数据推送到ERP，ERP执行变更（修改物料状态、替换BOM版本、设置生效条件等），并反馈实施状态和实际生效信息给PLM。确保设计端的变更能及时、准确、受控地传递到制造端，避免因信息不同步导致生产错误、库存呆滞或质量事故。

(4) 工艺路线/制造数据

集成内容有零部件或产品的加工/装配工序、工作中心、资源、准备时间、加工时间、所需工装夹具等。工艺信息在PLM（或CAPP系统）中定义，然后发布到ERP。将“如何制造”的信息与“制造什么”关联起来，是ERP进行详细排程、能力计划、成本计算（工时成本）的基础。

(5) 文档和图纸

集成内容有设计图纸、技术规范、工艺卡片、检验标准、物料规范、CAD文件等。数据由PLM传递到ERP/MES/其他系统。确保制造、采购、质量、服务等部门能便捷地访问到产品的最新受控技术文档。通常集成不是传输文件本身，而是在ERP相关对象（物料、BOM行、工艺路线工序）上提供指向PLM中文档的链接或显示关键属性（如图纸版本号）。

3.2 PLM与MES的集成

PLM与MES的集成是打通产品设计与车间执行的关键桥梁，直接影响产品质

量、生产效率和工艺闭环。为了支撑以上功能，需要集成以下核心内容：

(1) PLM到MES 的下行数据流（设计/工艺到执行）

a.制造BOM（MBOM）与工艺路线

集成内容主要有产品装配结构（父子关系、替代件标识），工序顺序、工位分配、作业指导书链接，工序所需物料、工具、检具清单等。集成后MES依据MBOM和工艺路线驱动生产调度、物料齐套校验、防错装配。

b. 工艺文档与作业指导

集成内容有3D可视化装配动画、二维图纸、工艺卡片，质检标准（尺寸公差、测试参数），设备操作规范（如数控程序、焊接参数）。集成时，可在MES工单界面直接嵌入PLM文档链接或关键参数（如扭矩值、温度范围），避免工人查阅纸质文件。

c.工程变更指令（ECO）

本项需要集成的内容有变更影响的物料/BOM版本，生效批次/序列号范围，临时工艺替代方案。集成机制是PLM触发变更后，MES自动锁定旧版本工艺，强制切换新版本并报警提示。

(2) MES到PLM 的上行数据流（执行反馈到设计）

a. 生产实绩与工艺参数

集成内容为实际加工数据（温度、压力、振动曲线），设备运行日志（故障停机、维护记录），工序节拍、工时统计。主要作用是为PLM提供工艺优化依据（如缩短瓶颈工序时间）。

b. 质量缺陷与根本原因

集成内容是缺陷类型（装配错漏、尺寸超差），关联工序、操作员、设备，分析报告（如设计间隙不足导致干涉）。集成机制是MES触发PLM中的质量问题单（QPR），驱动设计改进。

3.3 PLM与主数据系统的集成

PLM与主数据管理系统MDM的集成是构建企业级数据治理体系的核心环节。

MDM作为全企业主数据的“单一可信来源”，需与PLM（产品数据的源头）实现深度协同，重点解决设计阶段产生的主数据在企业范围内的规范性、一致性和可复用性问题。以下为建议的关键集成内容：

（1）物料主数据（核心集成点）

a. 新物料申请与赋码

设计工程师在PLM创建新零件时，传递到MDM，MDM分配全局唯一物料编码及基础属性（分类、计量单位）。数据流向是PLM发起申请→MDM返回正式编码→PLM绑定编码继续设计。这样集成杜绝了“一物多码”，确保ERP/MES等系统与设计端使用统一标识。

b. 物料属性扩展

PLM提供技术属性（材质、尺寸精度、CAD模型），MDM补充业务属性（采购类型、库存分类、财务评估类）。集成规则是MDM同步技术属性至业务系统（如ERP），形成完整物料主数据视图。

（2）BOM结构关联（支持全域追溯）

a. BOM层级物料校验

PLM创建BOM时，实时调用MDM接口验证以下内容：子项物料是否存在/有效，替代料是否授权（如供应商A→B的替代关系由MDM管理）。这样可以阻止无效物料进入生产链。

b. BOM版本与物料版本绑定

PLM发布BOM时，将关联的物料编码+版本号同步至MDM，MDM建立“BOM-物料”版本图谱，支持精准追溯（如售后故障件可反查设计版本）。

（3）设计团队主数据集成

组织主数据主要是将设计人员的编号、部门、角色传递至PLM，驱动PLM中的设计任务分配、审批流权限。数据流向主要是从MDM传递到PLM。

3.4 PLM与工业互联网平台的集成

PLM与工业互联网平台的深度集成不仅是技术趋势，更是实现产品智能化、

服务化转型的核心战略。工业互联网平台作为连接物理设备与数字世界的枢纽，与PLM（产品数字孪生的源头）的融合将彻底改变研发、制造和服务模式。以下为可考虑集成内容与实施路径：

(1) PLM传递数据到工业互联网平台（设计赋能运维）

将PLM中产品模型导出轻量化模型到工业互联网平台，建立装配关系、运动约束关系，用以远程指导现场安装和调试。将BOM与模型映射对应，将设备运行数据远程接入工业互联网平台，为寿命预测、远程运维、远程诊断提供可行路径。

表1 PLM与集成的数据内容及应用场景

数据类别	具体内容	应用场景
产品数字孪生模型	轻量化3D模型、装配关系、运动约束	远程维修AR指导、虚拟培训
设备主数据	序列号-BOM版本映射表、关键部件寿命参数	精准定位故障件，预测更换周期
故障知识库	历史设计缺陷解决方案、FMEA（失效模式库）	现场工程师智能诊断推荐
性能阈值	设计允许的振动、温度、压力范围	实时监控超限报警，避免过载损伤

(2) 工业互联网平台数据反馈到设计端（运维反哺设计）

将设备运行数据收集到工业互联网平台，再进行数据处理、数据分析，从各个维度发挥数据价值，指导装备设计优化。如远景能源风电叶片案例中，风机传感器将采集的弯曲振动数据回传至PLM，驱动叶片气动外形迭代升级设计，年发电量提升3.2%。

表2 工业互联网反馈指导优化设计的数据

数据类别	具体内容	设计优化价值
工况大数据	载荷谱（扭矩/转速曲线）、环境温湿度	验证仿真模型，优化结构应力分布
预测性失效报告	轴承磨损趋势、密封件老化预警	改进材料选型，提升关键部件寿命
用户行为分析	操作手习惯（如频繁急停）、设备使用率	人性化设计（操纵杆阻尼调节）
零部件溯源数据	供应商批次号关联的故障率	动态更新AVL（合格供应商清单）

3.5 PLM与OA的集成

PLM与OA平台的集成是打通研发管理与企业运营的关键环节，尤其对于跨部门协作复杂、合规要求严格的重型装备行业，能显著提升研发效率、加强合规管控、缩短决策周期。以下是具体分析与建议：

(1) 流程协同（核心价值）

主要涉及到设计文件发布、设计变更审批、项目里程碑评审等设计业务流程，建议将业务流程信息推送到OA审批流，实现便捷的流程协同。

表3 OA平台与PLM流程系统建议

场景	集成逻辑	重型装备应用案例
设计文件发布	PLM完成图纸审批 → 触发OA用章申请 → 电子签章回传PLM	所有图纸发布
设计变更审批	PLM发起变更请求 → 自动生成OA流程 → 会签（质量/采购/生产） → 结果回写PLM	装备图纸修改
项目里程碑评审	PLM项目进度到达评审节点 → OA启动评审会流程 → 会议结论同步至PLM任务	装备完成系统设计

(2) 数据互通

为实现流程协同，数据集成需要同步协同，如将组织结构传递到PLM中，PLM再根据岗位节点集成OA进行信息推送。

表4 OA平台与PLM数据集成建议

数据类型	集成方向	用途
组织架构与角色	OA → PLM	自动同步设计团队、审批人权限
客户需求文档	OA → PLM	招投标技术条款自动关联PLM需求模块（如辊压机参数）
设计问题清单	PLM → OA	自动生成跨部门协调会议议题，通过OA通知到参会人员

4 总结

对于装备制造企业，PLM与各类数字化系统的集成绝非简单的数据传递，而是围绕产品核心数据（物料、图纸/模型、BOM、工艺等）和核心流程（设计流程、变更流程等）进行的深度业务协同。集成成功的关键在于让设计意图精准转化为生产指令，让各系统在整体上串联订单、设计、采购、制造、后服务全链条全环节，而非断裂的各个单元。成功的集成将产品设计、工艺规划与生产执行、供应链管理紧密连接，形成高效闭环，是提升企业核心竞争力的重要基石。

未来，随着企业数字化基础的夯实和新兴数字化技术的进一步发展，通过大数据、区块链、AI技术的应用，PLM将进一步向智能化、协同化方向发展，成为驱动制造业数字化转型的核心引擎。

参考文献:

- [1] 徐浩伟. PLM 系统在制造型企业的建设实例[J]. 软件应用,2024
- [2] 范仲辉, 刘东进. 浅谈 PLM 在智能装备企业数字化转型中的实施和应用[J]. 工业控制计算机,2023
- [3] 吴军花. 数据流转管理: 企业建设 PLM 的成功要素[J]. 中国工业和信息化,2024
- [4] 马梅娟、刘晓燕. 统一 PLM 系统平台的设计研究[J]. 价值工程,2023

水泥工厂变电所建筑设计要点分析

张媛媛

(合肥水泥研究设计院有限公司, 安徽 合肥 230051)

0 引言

变电所是水泥工厂的重要组成部分,其安全可靠运行直接关系到整个厂区的正常用电,影响企业的经济效益和社会效益,关系水泥工厂生产过程的安全性。

本文中“变电所”与国家标准《20kV及以下变电所设计规范》GB 50053用词一致,根据规模、设备选型、使用要求,一般功能用房包括变压器室、高压配电室、低压配电室、电容器室等,在《建筑设计防火规范》GB50016-2014(2018年版)(以下简称《建规》)和《建筑防火通用规范》GB55037-2022(以下简称《火通规》)中称为变配电站。

文章以规范为依据,结合实际项目经验,从火灾危险性分类、耐火等级、防火分隔、安全疏散、变形缝、储油池等方面对水泥工厂变电所建筑设计要点进行整理与分析,提出对应的设计策略,使设计人员快速准确的了解变电所建筑设计要点,提高设计质量。

1 火灾危险性分类与耐火等级

准确合理的确定火灾危险性类别与耐火等级是建筑防火设计的基础,有利于确保防火安全,节约建设成本。

根据《水泥工厂设计规范》GB50295-2016,水泥工厂主要车间及建(构)筑物的火灾危险性类别和建筑耐火等级应符合本规范附录A的规定,车间变电所,总降压变电站的生产火灾危险性类别均为丙类,最低耐火等级为二级。

《水泥工厂设计规范》对火灾危险性的规定没有区分设备,统一定为丙类,不利于建筑设计的合理性。

根据《建规》对火灾危险性分类的规定,笔者认为水泥工厂的变电所可以参

考《钢铁冶金企业设计防火标准》GB 50414-2018 表 3.0.1 确定其火灾危险性。

电缆夹层、电缆隧道(沟)、电缆竖井、电缆通廊(吊廊)、电气地下室	丙
操作室、电气室、控制室、计算中心、信号楼、通讯中心等	丁
室内配电室(单台设备油重 60kg 以上)、室外配电装置、油浸变压器室、总事故储油池、有可燃介质的电容器室	丙
室内配电室(单台设备油重 60kg 及以下)、干式变压器室	丁
继电器室、全密封免维护蓄电池室	戊

同一座厂房或厂房的任一防火分区的火灾危险性类别通常按火灾危险性较大的部分确定。水泥工厂多数生产车间都是丁戊类，所以车间内有无丙类电气功能房间及其面积占比是否小于 5%，决定着整个生产车间的火灾危险性类别。建筑设计人员要加强对变电所火灾危险性判定的准确分析，确保划分的正确性，在此基础上选择科学合理的建筑防火设计方案。

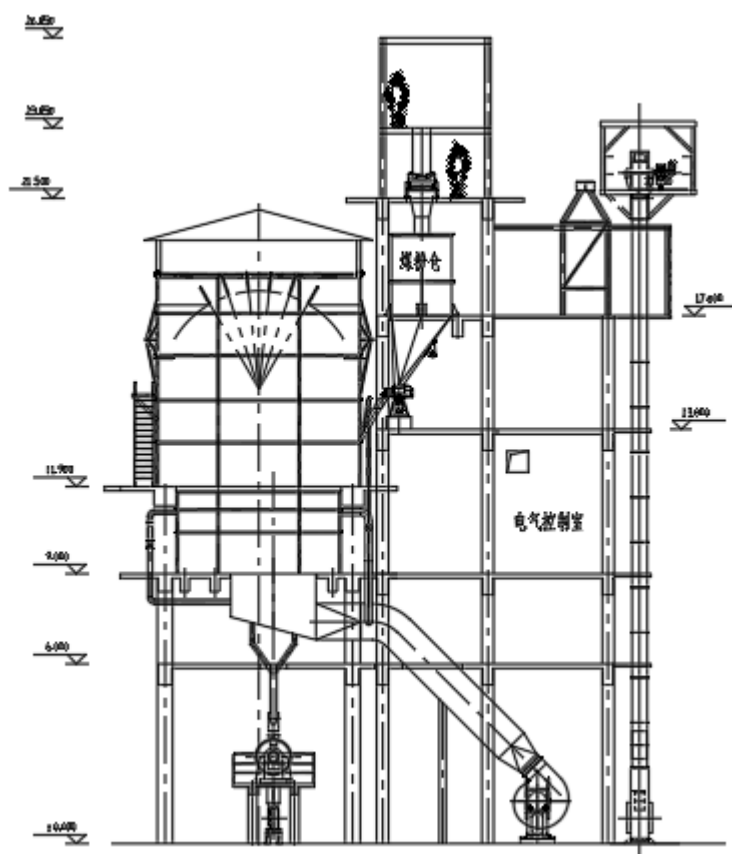
1 防火分隔

现行《建规》6.2.7 条规定，附设在建筑内的变配电室应采用耐火极限不低于 2.00h 的防火隔墙和 1.50h 的楼板与其他部分分隔。笔者对比了 1987、2006、2014 等各版本，《建规》里“变配电室”包含本文“变电所”的所有功能房间。而实际工程中各功能房间的火灾危险性是不同的，《火通规》4.1.4 条就只规定了可燃油浸变压器、充有可燃油的高压电容器和多油开关需要做上述防火分隔措施，并规定防火隔墙上的门窗应为甲级防火门窗。

甲、乙类厂房内是不允许设置变电所的。10KV 以上的变电所，无论是否专门服务于甲、乙类厂房，均应独立设置在甲、乙类厂房外，并按照相关技术标准的规定设置防火间距，不允许与甲、乙类厂房贴临。10KV 以下的变电所，专门服务于甲、乙类厂房，也不允许直接设置在甲、乙类厂房内，允许与所服务的甲、乙

类厂房一面贴临，但不允许多面贴临建造。贴临处需要采用防火墙或抗爆墙分隔，耐火极限不应低于 4.00h。当甲、乙类厂房与变电所贴临一侧的区域具有爆炸危险性，或者变电所贴临甲、乙类厂房一侧的房间为可燃油油浸变压器室时，应采用抗爆墙，不允许采用防火墙。

下图中的煤粉仓未进行有效分隔的情况下，此车间为乙类生产车间，在 9 米平面设置电气控制室是不符合规范要求的。



2 安全疏散

2.1 出入口设置

GB 50053-2013 《20kV 及以下变电所设计规范》6.2.6 条规定长度大于 7m 的配电室应设两个安全出口，并宜布置在配电室的两端。当配电室的长度大于 60m 时，宜增加一个安全出口，相邻安全出口之间的距离不应大于 40m。

若是此处的“安全出口”定义与《建规》相同，那本条规定就太过于严苛了，在实际工程中很难完全满足。

笔者建议参考 GB 50352-2019 《民用建筑设计统一标准》设置疏散门：当变

压器室、配电室、电容器室长度大于 7.0m，至少应设 2 个出入口门；当建筑面积不大于 200.0m² 时，至少应设置 1 个直接通向疏散走道(安全出口)或室外的疏散门；当建筑面积大于 200.0m² 时，至少应设置 2 个直接通向疏散走道(安全出口)或室外的疏散门；当变电所长度大于 60.0m 时，至少应设置 3 个直接通向疏散走道(安全出口)或室外的疏散门。疏散门之间的距离不应小于 5.0m，且不应大于 40.0m。疏散门的净宽度和净高度应满足《火通规》的要求，不低于 0.8 米和 2.1 米。

按照 GB 50352-2019《民用建筑设计统一标准》的规定，建筑面积大于 200.0m² 时，才应至少设置 2 个直接通向疏散走道(安全出口)或室外的疏散门，可见长度大于 7.0m 时是不必须设置两个疏散门的，更不需要两个安全出口。笔者认为此规定比较合理且具有可实施性，建议水泥厂电气室设计时参考执行。

2.2 门的开启方向和防火要求

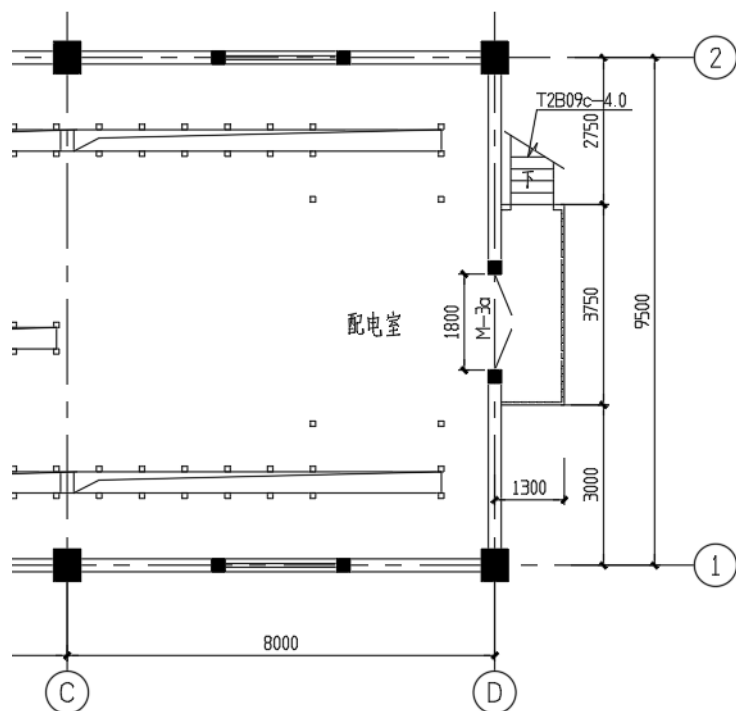
变电所出入口门应向外开启，其内部相通的门应为不燃材料制作的双向弹簧门。

《20kV 及以下变电所设计规范》6.1.3 条对民用建筑内变电所防火门的设置做了具体的规定，水泥工厂车间里情况相对简单：变电所通向厂房内的门采用甲级防火门；变电所直接通向室外的门采用丙级防火门；变电所通向室外疏散楼梯的疏散门采用乙级防火门。

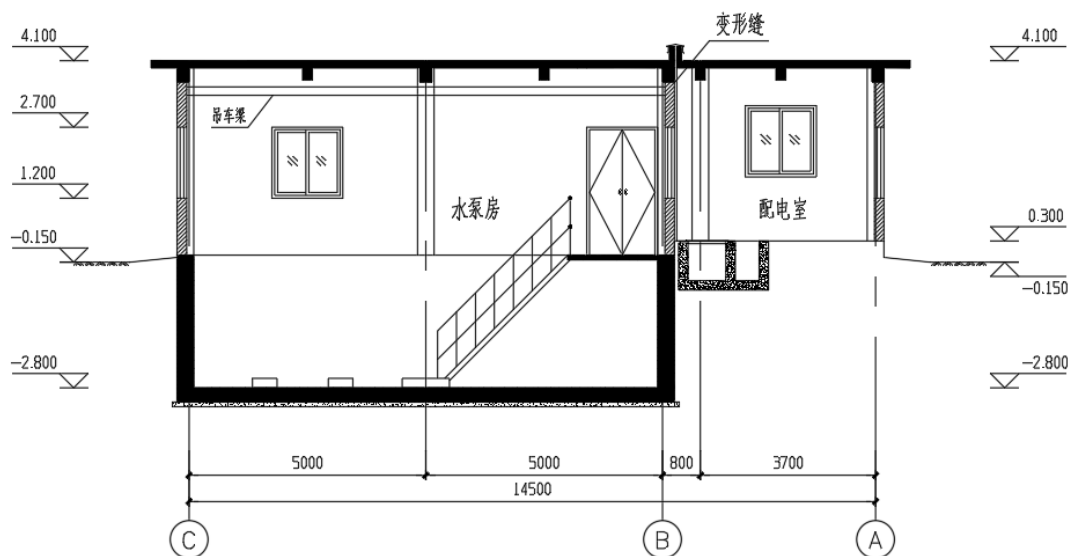
2.3 疏散楼梯

按前文所述，若变电所火灾危险性确定为丙类，或疏散楼梯供高层厂房使用，则应采用封闭楼梯间或室外疏散楼梯。

下图为某变电所 4.00 平面的局部平面图。该变电所在 D 轴外侧设置了一部室外疏散楼梯，则 M-3a 应采用乙级防火门，并应外开，且外开后不得减少楼梯平台的有效净宽度。显然该楼梯平台过窄，不满足疏散要求。



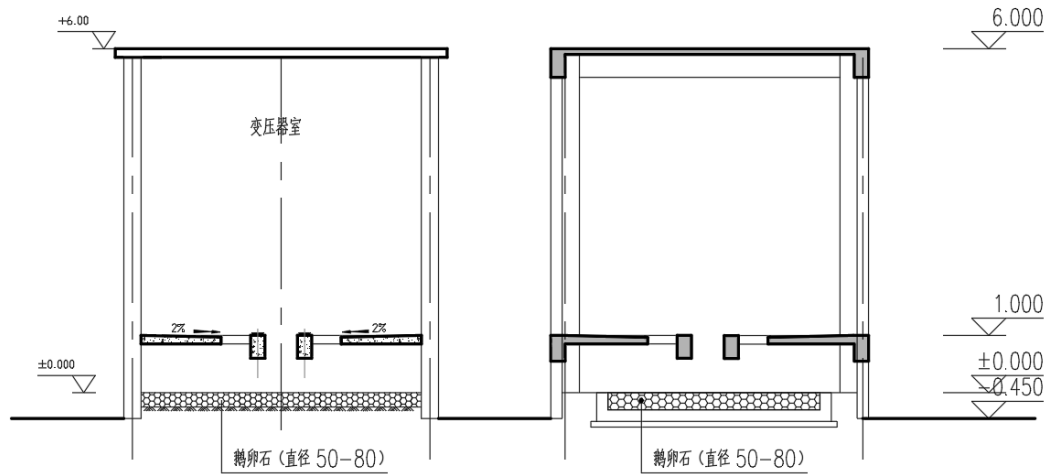
3 变形缝的处理



上图所示水泵房一侧设置配电室，结构专业因基础形式不同要求在水泵房地坑外侧设置变形缝。简单的将变形缝设置在配电室里是不可取的。为避免主体结构不均匀沉降而影响电气系统的运行安全，同时防止变形缝中漏水进入电气设备，造成隐患，变形缝不应穿越变电所。

该车间应在满足配电室所需空间的前提下，在配电室和变形缝之间加砌一道墙体，将变形缝设置在配电室外。

4 变压器储油池



上图左侧所示变压器下方卵石层直接铺设在素土层上，变压器油将污染土壤，且在发生火灾事故时油流窜到室外，引燃周围物品，致使事故扩大。

为减少火灾危害，车间变电所或位于危险场所的油浸变压器室应如图 6.1 右图所示设置容量为 100%变压器油量的储油池，并填放厚度不小于 250mm 的卵石层，卵石直径为 50~80mm。

5 其他

变电所应设置防止雨雪和小动物进入的设施，以防止老鼠咬坏电缆，防止蛇猫等造成电气设备的短路。如在门洞处设置挡鼠板，在窗洞处设置网孔尺寸不大于 10mm*10mm 的防护网。

设计时应避免将室内经常积水场所(例如蓄水池、卫生间、浴室等)布置在变电所上方，若贴临应采取防水措施；地面或门槛应高出本层楼地面，其标高差值不应小于 0.10m；无关的管道和线路不得穿越；室内给水管道包括消防水管不得穿越变电所；电气设备的正上方不应设置水管道；屋面需设置保温隔热层，同时采取良好的防水排水措施。

6 结束语

在水泥工厂变电所设计工作中，对建筑设计要点进行分析、研究、总结、梳理，结合工程实际，准确合理的运用规范条文，可有效提高变电所建筑设计质量，节约投资，保证电力设备的正常运行。

参考文献:

- [1] 20kV 及以下变电所设计规范: GB 50053-2013[S]. 北京: 中国计划出版社
- [2] 建筑防火通用规范: GB 55037-2022[S]. 北京: 中国计划出版社
- [3] 建筑设计防火规范: GB 50016-2014(2018 年版)[S]. 北京: 中国计划出版社
- [4] 倪照鹏. 《建筑设计防火规范》GB50016-2014(2018 年版) 实施指南[M]. 北京: 中国计划出版社, 2020
- [5] 朱永明. 石油化工企业变电所消防设计问题探讨[J]. 大氮肥, 2020, 43(05): 353-354+360
- [6] 陈学明. 变配电站在甲乙类厂房设置探讨[J]. 现代建筑电气, 2021, 12(01): 53-56+68
- [7] 叶柏万. 市政给排水项目变配电房建筑设计要点分析[J]. 工程建设与设计, 2021, (08): 11-13
- [8] 刘丽. 石油化工建筑设计常见易混淆问题分析[J]. 中国石油和化工标准与质量, 2021, 41(02): 149-151

企业数据安全问题的探讨

袁康乐

(合肥水泥研究设计院有限公司, 安徽 合肥 230051)

0 引言

在当今信息化快速发展的时代, 企业数据作为企业最重要的资产之一不仅关乎企业的运营效率、市场竞争力, 还直接涉及企业的商业机密和客户隐私。然而, 随着数据量的爆炸性增长和数据应用场景的不断拓展, 企业数据安全问题也日益凸显。本文将深入探讨企业数据安全问题的现状、挑战、解决方案以及未来发展趋势。

1 企业数据安全问题的现状

1.1 数据泄露事件频发

近年来, 企业数据泄露事件频发, 给相关企业带来了严重的经济损失和声誉损害。数据泄露的原因多种多样, 包括内部员工的不当操作、黑客攻击、第三方供应商的安全漏洞等。这些泄露事件不仅导致企业敏感信息的外泄, 还可能引发法律风险和监管处罚。

1.2 数据安全法规日益严格

随着数据保护意识的增强, 各国政府纷纷出台数据安全法规, 以规范企业数据收集、存储、处理和传输的行为。例如, 《中华人民共和国数据安全法》就对个人数据的保护提出了严格要求, 违规者将面临高额罚款。这些法规的出台使得企业在数据处理方面面临更大的合规压力。

1.3 数据安全技术不断更新

为了应对日益严峻的数据安全挑战, 企业不断投入资源研发新的数据安全技术。这些技术包括数据加密、访问控制、数据脱敏、数据备份与恢复等。然而, 随着黑客攻击手段的不断升级, 数据安全技术的更新速度往往难以跟上威胁的变化。

2 企业数据安全面临的挑战

2.1 内部威胁难以防范

内部员工是企业数据安全的一大隐患。由于员工具有访问企业敏感数据的权限，一旦员工出现不当操作或恶意泄露数据，将给企业带来巨大风险。此外，内部员工还可能因疏忽大意导致数据丢失或损坏。

2.2 外部攻击手段多样

外部黑客攻击是企业数据安全面临的另一大挑战。黑客利用漏洞扫描、钓鱼攻击、恶意软件等手段，试图突破企业的防火墙和入侵检测系统，窃取或篡改企业数据。这些攻击手段往往具有隐蔽性和突发性，给企业数据安全带来严重威胁。

2.3 第三方供应商风险难控

企业在与第三方供应商合作过程中，往往需要共享敏感数据。然而，第三方供应商的数据安全水平参差不齐，一旦供应商发生数据泄露事件，将直接影响企业的数据安全。此外，供应商之间的数据传递也可能存在安全风险，导致数据在传输过程中被窃取或篡改。

2.4 数据备份与恢复能力不足

数据备份与恢复是企业数据安全的重要一环。然而，许多企业在数据备份方面存在不足，如备份频率低、备份数据不完整、备份存储位置不安全等问题。这导致在数据丢失或损坏时，企业难以迅速恢复数据，进而影响业务的正常运行。

3 企业数据安全解决方案

3.1 加强内部安全管理

为了防范内部威胁，企业应建立完善的内部安全管理制度和流程。这包括制定严格的数据访问权限控制策略、加强员工安全意识培训、定期审计内部数据访问行为等。同时，企业还应建立数据泄露应急响应机制，以便在发生数据泄露事件时迅速采取措施，减少损失。

3.2 提升外部防御能力

为了应对外部攻击手段的挑战，企业应不断提升自身的外部防御能力。这包

括加强防火墙和入侵检测系统的配置和管理、定期更新和升级安全软件、采用多因素认证技术等。此外，企业还应建立与网络安全机构的合作关系，及时获取最新的安全信息和威胁情报，以便更好地应对外部攻击。

3.3 加强第三方供应商管理

在与第三方供应商合作过程中，企业应加强对供应商的数据安全管理要求。这包括要求供应商提供详细的数据安全政策和措施、定期对供应商进行数据安全审计、与供应商签订数据安全协议等。同时，企业还应建立数据传递过程中的安全机制，如采用加密传输、数据脱敏等技术手段，确保数据在传输过程中的安全性。

3.4 完善数据备份与恢复策略

为了提升数据备份与恢复能力，企业应制定完善的数据备份与恢复策略。这包括确定合理的备份频率和数据备份范围、选择合适的备份存储位置和存储方式、建立数据恢复演练机制等。通过这些措施，企业可以确保在数据丢失或损坏时能够迅速恢复数据，保障业务的正常运行。

4 企业数据安全未来发展趋势

4.1 智能化安全防御技术将广泛应用

随着人工智能和机器学习技术的不断发展，智能化安全防御技术将成为企业数据安全领域的重要发展方向。这些技术能够自动识别和应对网络攻击行为，提高安全防御的效率和准确性。例如，利用机器学习算法对恶意软件进行检测和分类，可以大大提高恶意软件的检测率；利用人工智能技术对网络流量进行分析和预测，可以及时发现并阻断潜在的网络攻击。

4.2 数据隐私保护技术将持续创新

随着数据保护法规的日益严格和用户对数据隐私的关注程度不断提高，数据隐私保护技术将持续创新。这些技术包括数据加密技术、数据脱敏技术、数据匿名化技术等。通过这些技术，企业可以在保障数据安全的同时，满足用户对数据隐私的需求。例如，利用数据加密技术对敏感数据进行加密存储和传输，可以防

止数据在存储和传输过程中被窃取或篡改；利用数据脱敏技术对数据进行处理，可以在保护用户隐私的同时进行数据分析和挖掘。

4.3 云安全 and 大数据安全技术将不断发展

随着云计算和大数据技术的广泛应用，云安全和大数据安全技术将成为企业数据安全领域的重要研究方向。这些技术包括云环境下的数据加密技术、访问控制技术、数据备份与恢复技术等；以及大数据环境下的数据分类与标识技术、数据访问审计技术等。通过这些技术，企业可以更好地保障云环境和大数据环境下的数据安全。

4.4 国际合作与标准制定将加强

随着数据安全问题的全球化趋势日益明显，国际合作与标准制定将成为解决企业数据安全问题的重要途径。各国政府和企业将加强在数据安全领域的合作与交流，共同应对跨国数据泄露和网络攻击等挑战。同时，国际标准化组织也将加快数据安全标准的制定和推广工作，以推动全球数据安全水平的提升。

5 结论

企业数据安全问题是当前信息化时代面临的重要挑战之一。为了保障企业数据的安全性，企业需要加强内部安全管理、提升外部防御能力、加强第三方供应商管理以及完善数据备份与恢复策略等措施。同时，随着智能化安全防御技术、数据隐私保护技术、云安全和大数据安全技术以及国际合作与标准制定的不断发展，企业数据安全领域将迎来更多的创新和发展机遇。未来，企业应持续关注数据安全领域的发展趋势和技术创新动态，不断提升自身的数据安全防护能力。

参考文献：

- [1] 陈谊祥. 数据交易量化背景下互联网企业数据安全问题研究[M]. 经济特区, 2024.
- [2] 王煜. 中小型企业数字化转型面临的数据安全问题与对策[M]. 天津科技, 2024.
- [3] 吕斌. 企业数据安全保护研究分析与应用[M]. 网络安全技术与应用, 2024.

浅析电气设备故障管理

苗俊

(合肥水泥研究设计院有限公司, 安徽 合肥 230601)

0 引言

随着电气工程系统规模的日益扩大和技术水平的不断提升, 电气设备故障管理成为了实际工程运行中亟需解决的重要问题。电气设备故障不仅会造成设备性能下降和使用寿命缩短, 更可能引发连锁反应, 导致重大安全事故, 严重威胁工程系统的可靠性和稳定性。因此, 构建完善的故障检测与诊断体系, 制定科学有效的故障应对策略, 对于提升电气工程的整体运行效能、保障系统安全具有重要的理论价值和实践意义。

1 电气设备故障中常见的检测和诊断手段

1.1 预防性维护

预防性维护作为电气设备故障管理的重要策略, 通过系统化的定期检查、清洁保养和润滑维护等操作, 能够有效预防故障发生并及早识别潜在隐患。这种主动式的维护策略不仅能够延长设备的使用寿命, 还能够显著降低故障发生的频率, 从而提高了设备的运行可靠性和系统稳定性。定期的维护工作有助于及时发现设备运行中的磨损、松动等异常状况, 并采取针对性的修复和调整措施, 有效遏制故障的进一步发展。预防性维护不仅是电气设备保护的重要手段, 更是保障工程安全运行的关键环节, 它不仅能够降低突发性故障带来的维修成本, 还能提高工程运行效率, 为电气系统的长期稳定运行奠定坚实基础。

1.2 在线监控系统

在线监控系统作为电气设备故障管理的核心技术, 其通过集成传感器网络 and 智能分析技术, 实现了对电气设备运行状态的实时监测与动态评估。该系统能够精准捕捉设备运行中的异常信号, 并迅速触发预警机制或执行自动切换操作, 从

而有效遏制故障的扩散，保障工程系统的安全运行。借助在线监控系统，工程管理人员能够全面掌握设备的运行态势，及时识别并处置潜在风险，显著降低故障发生的可能性。这种实时监测与快速响应的智能化管理机制，不仅提升了设备的运行可靠性和系统稳定性，还最大限度地减少了故障带来的经济损失和安全风险。在线监控系统的广泛应用为电气工程提供了一种高效、精准的管理手段，对保障工程系统的安全稳定运行具有重要的实践意义。

1.3 故障诊断与预测性维护

故障诊断技术在电气工程领域发挥着不可替代的作用，主要可分为人工诊断和智能诊断两种模式。传统的人工诊断主要依赖于电气工程师本身的专业知识储备和实践经验，结合设备检测数据，通过分析设备运行状况、观察异常现象等方式，来判断可能的故障原因。虽然人工诊断在一定程度上能够准确识别故障，但其诊断的准确性和时效性往往会受到电气工程师个人能力水平的制约，存在响应速度较慢、误判率较高等局限性，而且人工诊断一般只适用于故障已经发生的场合，不具备前瞻性。

相比之下，智能诊断技术融合了计算机科学和人工智能等前沿技术，旨在实现对电气设备运行状态的故障预测和智能诊断。其核心在于通过构建精确的故障预测模型，通过对设备运行过程中产生的海量数据进行深度挖掘与分析，从而实现故障的快速识别与精准定位。这种智能化诊断系统不仅大幅提升了诊断的准确性和时效性，还能基于历史数据对设备故障趋势进行预测，为设备维护和故障预防提供科学决策依据，从而显著提高设备管理效率。具体而言，智能诊断技术不仅能够快速定位故障源，减少人工排查的时间成本，还可以通过预测性维护策略，优化设备维护计划，降低非计划停机风险。同时，智能诊断技术的自学习能力使其能够不断优化诊断模型，适应复杂多变的运行环境，为电气工程的安全、稳定和高效运行提供了强有力的技术支撑。

2 电气设备故障的应对流程

2.1 故障的发现与初步评估

在实际工程中，当通过监控系统、报警装置或操作人员的观察发现电气设备发生故障时，需要立即判断故障的严重程度、影响范围以及可能对生产、设备或人员安全造成的风险，以决定是否需要紧急停机。在确保安全的前提下，需迅速切断故障设备的电源，防止故障进一步扩大。在条件允许的情况下，应使用隔离装置将故障区域与正常系统隔离，并在现场设置明显的警示标志，防止无关人员进入故障区域，避免次生事故的发生。

2.2 故障的定位和排除

当电气设备发生故障时，快速且精准地定位故障位置是首要任务。在实际工程中，常用的故障定位方法主要可分为人工诊断与智能诊断两种。人工诊断需要专业的技术人员借助专业的检测工具（如万用表、示波器等），并结合现场实际，通过分段排查法，逐步缩小故障范围。而智能诊断则需要技术人员利用故障录波仪、红外热成像仪等设备来采集故障瞬间的数据或图像，并结合人工智能和大数据分析，实现故障点的快速精准定位。

在确定故障点后，需立即采取针对性的排除措施，包括修复或更换损坏部件、调整设备运行参数或执行其他必要的修复操作。这些操作必须严格遵循安全规范，以确保修复过程的安全性和有效性，避免因操作不当引发二次故障或安全风险。修复完成后，需要使用专业的仪器检测关键参数，验证故障是否彻底排除。

2.3 电力系统的恢复与事后分析

在确认电气设备故障已彻底排除后，可逐步恢复设备供电，同时密切观察设备的运行状况，确保无异常情况发生。并在设备恢复运行后，持续监控其运行参数，并详细记录运行数据，为后续分析提供依据。

每次发生电气设备故障时，都需要详细记录故障现象、定位过程、修复措施和测试结果，并生成故障报告纳入故障数据库，以供后续参考。同时，需深入分析故障的根本原因，并根据分析结果制定改进措施和优化设备的维护计划和检查频率，从而有效防止类似故障再次发生。在条件允许的情况下，可以引进智能诊断技术，进一步提高整个电力系统的安全性和可靠性。

3 结论

电气设备故障管理是保障电气系统安全稳定运行的关键。通过综合运用预防性维护、预测性维护和故障后维护等策略，建立完善的故障检测、定位、排除和分析流程，可以有效提高整个电气系统的可靠性和安全性。未来，随着物联网、大数据和人工智能等技术的发展，电气设备故障管理将朝着智能化、精准化的方向进一步发展。建议在实际应用中，根据具体情况灵活选择和组合不同的管理策略，充分利用现代技术手段，不断提高故障管理的效率和效果。

参考文献:

- [1] 孙志远.电气设备的故障与应对措施分析[J].电子技术, 2023, 52 (02): 212-213
- [2] 王旭.掘锚机的电气故障与应对措施分析[J].集成电路与应用, 2023, 40 (01): 84-85
- [3] 孟伟航.电气工程中的继电保护故障与对策分析[J].集成电路应用, 2023, 40 (01): 146-147
- [4] 陈万军, 李维江, 叶承祥.浅议设备故障管理[J].盐科学与化工, 2019, 48 (01): 48-51

水泥行业超低排放的技术突破与实践案例分析

徐进

(合肥中亚环保科技有限公司, 安徽 合肥 230051)

0 引言

从世界范围来看,环境保护与可持续发展已经成为人们的共识,工业排放也受到了日益严格的约束。水泥行业是传统的高能耗、高排放产业,环保压力大,需要转型升级。超低排放标准是为了促进水泥行业污染物减排和绿色可持续发展而制定。但是水泥行业要想达到超低排放并不是一件容易的事情,必须要有技术上的突破和一系列困难的破解。文章将对水泥行业超低排放技术突破及实践案例进行论述,以期对业界起到借鉴和参考作用。

1 超低排放标准的提出背景与意义

在环境问题日趋严重,尤其是大气污染给生态系统及人类健康造成的危害,日益突出的情况下,政府逐渐加大工业排放治理。水泥行业是我国工业污染物排放的主要来源之一,所面临的环保要求越来越苛刻。超低排放标准的实施,进一步完善了水泥行业污染物排放控制工作。该标准既是水泥行业履行环保责任的需要,又是我国实现低碳目标迈出的一大步。该政策的执行对促进整个行业可持续发展、提高水泥生产企业环保技术水平、强化资源循环利用等方面都有着十分重要的作用。

2 水泥行业实现超低排放面临的技术突破难题

2.1 烟气多污染物协同控制难度大

在水泥工业生产链条中,从原料预处理到熟料煅烧,各个环节持续向大气环境释放污染物。其中,二氧化硫、氮氧化物和颗粒物构成最主要的污染负荷。各污染物产生机理不一、控制方法不一,使烟气多污染物协同控制成为主要技术难

题。已有控制技术一般对单一污染物去除效果比较显著，而当多种污染物共存时治理效果显著降低。特别是在水泥行业特有的复杂工况下，常规治理手段更是面临严峻挑战。随着“双碳”目标推进与节能减排要求不断升级，窑尾烟气温度持续走低，对依赖高温活性的脱硝催化剂形成致命制约。低温环境下，催化剂活性位点极易被碱金属、重金属等杂质占据，导致中毒失活；同时，水泥窑尾烟气中高浓度粉尘、碱性物质与水蒸气相互作用，不仅降低脱硫剂反应效率，还会造成催化剂孔道堵塞、设备腐蚀等连锁反应，进一步加剧协同控制难度。

2.2 超低排放设备集成度高、系统复杂

在水泥行业超低排放技术的推广过程中，超低排放设备一般需高度集成于多种系统中才能达到污染物高效去除的目的。但这些装置集成度很高，体系十分复杂。水泥生产过程自身涉及原料预处理，熟料生产和煅烧等诸多环节，每一个环节所涉及的排放源各不相同，对这些排放源进行处理需要各种技术手段相互协调和配合。为达到超低排放的目的，需要综合应用各种污染控制技术，而这种多技术综合应用的体系不仅会增加装置的复杂程度，而且还会使系统调试，运行及维护工作难度加大^[2]。设备高度集成通常意味着系统间相互影响，当某个环节出现故障时就有可能影响整体污染治理效果。在此基础上，系统高复杂度也带来技术更新换代难度大，设备改造升级周期长，费用高等问题。

2.3 脱硝效率提升受限于工艺条件

脱硝技术作为水泥行业实现超低排放目标的核心支撑，主要通过选择性催化还原(SCR)与选择性非催化还原(SNCR)两大技术路径，将烟气中的氮氧化物(NO_x)转化为无害氮气。然而，水泥生产过程中高温、高尘、高碱的复杂工况，成为制约脱硝技术高效应用的关键瓶颈。在高温环境下，催化剂活性位点易发生热烧结，导致催化性能衰减；同时，碱金属、重金属等杂质在催化剂表面的吸附沉积，会加速其中毒失活进程。此外，窑尾烟气中高达数十克（甚至上百）每立方米的粉尘浓度，持续对催化剂表面造成冲刷磨损和孔隙堵塞，进一步加剧脱硝效率的衰减。

尽管行业已开发出抗高温、耐磨损的新型催化剂材料，以及增设预除尘装置等改良措施，但在实际生产中，脱硝系统的稳定运行仍面临诸多挑战。例如，部分水泥厂采用低温SCR技术虽能缓解高温对催化剂的负面影响，却难以避免烟气中碱性物质引发的催化剂中毒问题；而SNCR工艺虽无需使用催化剂，却因反应温度窗口狭窄、氨逃逸率高等固有缺陷，难以满足日益严苛的环保标准。

为突破技术与成本的双重制约，行业亟需构建“源头减排+过程强化+末端治理”的全链条解决方案。在技术创新层面，可通过纳米复合、梯度负载等新材料技术，开发兼具宽温域活性与高抗尘性能的催化剂；同时，将智能控制算法与脱硝系统深度融合，实现反应参数的动态优化与精准调控。在工艺优化方面，建议推行“分级燃烧+SNCR+SCR”的组合工艺，从源头减少NO_x生成量，降低末端治理压力。此外，建立“政府补贴+绿色信贷+碳交易”的多元化成本分摊机制，探索脱硝技术设备租赁、第三方治理等新型商业模式，通过政策激励与市场机制协同发力，推动水泥行业脱硝技术的规模化应用与绿色低碳转型。

3 水泥行业实现超低排放的技术突破策略

3.1 推进高效多污染物协同治理技术研发

随着水泥行业对环保要求越来越严，单一污染物治理已不能达到现代工业排放标准的要求，所以促进多污染物协同治理技术与开发具有重要意义。这项技术的核心目标是实现多种污染物的协同清除当前多污染物协同治理技术研究主要聚焦于催化剂优化，吸附材料创新和反应工艺改进。以脱硝技术为例，新型催化剂的研发能够有效地促进氮氧化物还原反应的进行，进而提升脱硝效率。类似地，对于颗粒物去除而言，将不同过滤技术与催化剂结合可以显著提高除尘能力。另外，将各种吸附剂与催化剂结合起来的技术在试验与应用上开始表现出比较明显的成效，并通过对反应条件及过程参数进行调整，使不同的污染物在同一个系统中被高效地去除。这一协同治理并不局限于单一排放源治理，而是要在生产全过程各环节运用。以水泥窑炉系统为例，对燃烧与排放控制设备进行合理布置，优化各个环节运行参数，从根本上降低污染物产生量。

3.2 优化系统集成设计，提升设备协同运行效率

优化系统集成设计以提升治理效率迫在眉睫。通过对各装置协同工作流程进行合理设计，在保证排放物高效清除的同时，提高了整个系统能效。高效的集成系统设计需考虑到不同装置之间的相互影响和协调。如将脱硝装置同除尘装置、脱硫设备结合使用，可通过对设备工况及运行工况进行准确调控来降低能源消耗并促进治理效率的提高。另外，装备协同工作也要兼顾不同过程的集成和优化。

3.3 应用低温高效脱硝催化技术，提升脱硝效率

在水泥产业里，氮氧化物（NO_x）的排放始终被视为管理的核心问题之一。传统脱硝技术往往对操作温度要求很高，不仅会加大能源消耗，同时也会给设备运行造成相当大挑战。所以低温高效脱硝催化技术应用就成为解决这一难题的重点。通过对催化剂配方及工艺条件的优化，实现了低温条件下氮氧化物还原反应的高效进行，使脱硝效率显著提高，能源消耗减少。低温高效高脱附催化技术，其核心是催化剂的筛选和优选。新型催化剂的引入可以加快反应速率和低温条件下的脱氮效率。同时低温操作环境既有利于降低能源浪费又可延长催化剂使用寿命降低设备维护成本。该技术的运用并不局限于新水泥生产线上，对原有设备进行改造亦是如此。为进一步提高低温脱氮催化技术应用成效，研究者们对催化剂载体，催化剂活性成分和催化反应器设计等也做了很多探索。如以纳米材料或者多金属复合材料为载体制备催化剂，能够改善催化剂活性及稳定性，使其在较低温度下仍能维持高效脱硝效果。另外，对反应器进行设计上的优化，如增强催化剂的均匀分布，同样可以显著提高反应的效率。

4 水泥行业超低排放的技术实践案例分析

在水泥行业推进超低排放的过程中，具体的技术实践案例能够为整个行业提供有益的经验 and 借鉴。以一大型水泥厂为例，该水泥厂在 2019 年通过一系列高效污染控制技术的应用，成功地实现排放的大幅度下降，达到国内严格环保标准，该厂对于NO_x处理，采用高温SCR脱氮工艺，通过对催化剂配方及反应条件优化，氮氧化物去除效率明显提高。初步的实验数据表明，该工厂的脱硝设备效率增加

了大约 15%，其排放浓度稳定在 $30\text{mg}/\text{Nm}^3$ 以下，远低于国家 $100\text{mg}/\text{Nm}^3$ 的排放标准。与此同时，为控制SOx的排放，工厂引进湿法脱硫技术，实施 6 个月后SOx排放浓度由最初 $80\text{mg}/\text{Nm}^3$ 下降到 $30\text{mg}/\text{Nm}^3$ ，满足环保排放新要求。对于颗粒物处理，厂区内采用高效除尘技术使粉尘排放浓度由 $150\text{mg}/\text{Nm}^3$ 下降到 $10\text{mg}/\text{Nm}^3$ 以下。经过改造的水泥生产线虽然加大了一些设备的投入，但是在降低污染治理运营成本的同时，也降低了环境影响，从而提高了厂方总体经济效益。

5 氨逃逸问题同样是水泥行业脱硝技术应用中的一大顽疾

在SNCR和SCR脱硝过程中，未参与反应的氨气会随烟气排出，不仅造成脱硝还原剂的浪费，还会引发一系列环境与生产问题。逃逸的氨气会与烟气中的三氧化硫反应生成硫酸氢铵和硫酸铵，这些粘性物质易附着在空气预热器、除尘器等设备表面，导致设备堵塞、腐蚀，增加运行维护成本；同时，氨气排放到大气中后，会与氮氧化物、挥发性有机物等发生二次反应，形成PM2.5 和臭氧等污染物，加剧区域大气复合污染。

当前，控制氨逃逸主要依赖精准喷氨技术与催化剂性能优化。通过安装烟气成分在线监测系统和智能喷氨控制系统，可根据烟气流量、温度、氮氧化物浓度等参数实时调整氨喷射量，减少过量喷氨；开发高活性、高选择性的催化剂，能提高氨气与氮氧化物的反应效率，降低逃逸风险。然而，受水泥生产工况波动大、烟气成分复杂等因素影响，氨逃逸控制仍面临诸多挑战。例如，窑炉工况突变时，监测与控制系统的响应速度难以匹配，容易导致氨喷射量与实际需求脱节；部分催化剂在低温或高尘环境下，对氨气的选择性降低，也会加剧逃逸现象。

解决氨逃逸问题，需要从技术创新和管理优化两方面发力。在技术上，研发具有宽温度窗口、高氨氮摩尔比适应性的新型催化剂，探索将吸附材料与脱硝催化剂结合，实现逃逸氨的原位捕捉；在管理上，建立氨逃逸与脱硝效率协同优化的运行策略，通过大数据分析和机器学习算法，对生产工况进行预测，提前调整脱硝工艺参数。此外，还可探索氨逃逸的资源化利用技术，将逃逸的氨气回收再利用，降低生产成本的同时减少环境污染，推动水泥行业脱硝技术向更高效、更

环保的方向发展。

6 结束语

从技术突破与实践案例分析中可以发现水泥行业超低排放具有可行性，为突破技术与成本的双重制约，行业亟需构建“源头减排+过程强化+末端治理”的全链条解决方案。此外，建立“政府补贴+绿色信贷+碳交易”的多元化成本分摊机制，探索脱硝技术设备租赁、第三方治理等新型商业模式，通过政策激励与市场机制协同发力，推动水泥行业脱硝技术的规模化应用与绿色低碳转型。

今后，在科技不断进步与政策指导下，水泥行业会向着更绿色，更有效的方向迈进，对我国环保目标与可持续发展战略的实现起到积极的推动作用。

参考文献：

- [1] 陈金信.水泥行业超低排放的治理探讨[J].低碳世界,2024,14(11):31-33.
- [2] 余云祥.湖北省水泥行业大气污染物排放现状及超低排放改造建议[J].水泥,2024,(10):23-25.
- [3] 本刊讯.聚焦超低排放水泥行业召开政策宣贯暨改造技术交流大会[J].中国建材,2024,(09):28-29.
- [4] 水泥行业超低排放政策宣贯暨水泥企业超低排放改造技术交流大会成功召开[J].江西建材,2024,(08):418.
- [5] 袁琛鉴,季方良,杨果,倪吴忠,王成,赵以勇.浙江省与国家水泥行业超低排放改造政策差异分析[J].水泥,2024,(05):7-11.