

郭恰, 马艳. 基于动态因子库与实时数据融合的水处理系统碳足迹本地化测算技术[J]. 净水技术, 2026, 45(3): 123-132.

Guo Q, Ma Y. Localized carbon footprint calculation technology for water treatment system based on dynamic factor database and real-time data fusion [J]. Water Purification Technology, 2026, 45(3): 123-132.

## 基于动态因子库与实时数据融合的水处理系统碳足迹本地化测算技术

郭恰\*, 马艳

(上海城市水资源开发利用国家工程中心有限公司, 上海 200083)

**摘要** 【目的】在“双碳”战略的驱动下,精准量化水务行业碳排放是其低碳转型的基础。现有水处理系统碳足迹核算普遍存在排放因子普适性过强、动态更新机制缺乏以及系统性整合不足等问题。【方法】本文构建了水处理系统本地化碳足迹动态测算方法及集成系统,提出“动态因子库-实时数据流-生命周期模型”三位一体的核算框架:电力因子通过应用程序接口(API)对接电网实现年度、季度、实时三级动态获取;药剂因子基于供应商环境产品声明(EPD)实现标准化与本地化;运输因子依据全球定位系统(GPS)轨迹动态计算;针对监测困难的一氧化二氮( $N_2O$ )过程排放,开发了融合机理模型与机器学习[极端梯度提升-长短期记忆网络(XGBoost-LSTM)]混合预测模型,支持每日自适应更新。系统采用4层架构,集成多源数据采集、混合数据库(PostgreSQL+InfluxDB)、参数化生命周期模型(OpenLCA)及人工智能(AI)诊断功能,形成从精准核算到优化调控的闭环管理。【结果】本文以上海某20万t/d厌氧-缺氧-好氧污水处理厂为例,2024年上半年动态核算得总碳排放量为18450 t  $CO_2$ -eq,碳排放强度为0.51 kg  $CO_2$ -eq/ $m^3$ 。排放结构:电力占比为62.3%、药剂占比为18.5%、生化过程占比为15.2%、运输占比为4.0%,碳排放强度呈现显著日波动(0.42~0.68 kg  $CO_2$ -eq/ $m^3$ )。相较传统静态法,本方法总排放估算偏差降低3.5%,过程排放占比识别精度提升35.7%(从11.2%提高至15.2%),不确定性由 $\pm 18.5%$ 降至 $\pm 8.3%$ ,时间分辨率提升至小时级。AI诊断识别出曝气优化、药剂投加调整与沼气回收3项关键减排措施,预计可实现年减排13.8%(年碳减排量为520 t  $CO_2$ -eq)。【结论】该方法通过时空双重本地化的动态因子库与实时数据融合,有效克服了传统核算的静态滞后与本地化不足的问题,为水务行业从宏观合规核算向微观实时优化的精细化管理转型提供了可行的技术方案。

**关键词** 水处理系统 碳足迹 生命周期评价(LCA) 排放因子本地化 实时监测

**中图分类号**: X703 **文献标志码**: A **文章编号**: 1009-0177(2026)03-0123-10

**DOI**: 10.15890/j.cnki.jsjs.2026.03.012

## Localized Carbon Footprint Calculation Technology for Water Treatment System Based on Dynamic Factor Database and Real-Time Data Fusion

Guo Qia\*, Ma Yan

(Shanghai National Engineering Research Center of Urban Water Resources Co., Ltd., Shanghai 200083, China)

**Abstract** [Objective] Driven by the "dual carbon" strategy, the precise quantification of carbon emissions in the water industry is the foundation of its low-carbon transformation. The carbon footprint accounting of existing water treatment systems generally suffers from issues such as excessive universality of emission factors, lack of dynamic update mechanisms, and insufficient systematic integration. [Methods] This paper developed a localized carbon footprint dynamic measurement method and integrated system for water treatment systems, proposing a three in one accounting framework of "dynamic factor database-real-time data stream-life cycle model": electricity factors were dynamically obtained at the annual, quarterly, and real-time levels through application program

[收稿日期] 2025-12-23

[基金项目] 上海市生态环境局科研项目(沪环科<2025>第21号);上海城投(集团)有限公司科技创新项目(CTKY-ZDXM-2025-002);上海城投水务(集团)有限公司科研项目(KY.WB.25.004)

[通信作者] 郭恰(1988—),女,高级工程师,主要从事城市给排水系统碳排放评估及低碳技术研究等工作,E-mail: neverland1988129@163.com。

interface (API) integration with the power grid; pharmaceutical factors were standardized and localized based on the supplier environmental product declaration (EPD); transportation factor was dynamically calculated based on global positioning system (GPS) trajectory; a hybrid prediction model combining mechanism model and machine learning called extreme gradient boosting-long short-term memory (XGBoost-LSTM) had been developed for the difficult monitoring of nitrous oxide ( $N_2O$ ) process emissions, which supported daily adaptive updates. The system adopted a four-layer architecture, integrating multi-source data collection, hybrid database (PostgreSQL+InfluxDB), parameterized lifecycle model (OpenLCA), and artificial intelligence (AI) diagnostic functions, forming a closed-loop management from precise accounting to optimized regulation. [ **Results** ] This paper took an example of a 200 000 ton per day anaerobic-anoxic-oxic wastewater treatment plant (WWTP) in Shanghai. In the first half of 2024, the total carbon emissions were dynamically calculated to be 18 450 t  $CO_2$ -eq, with an intensity of 0.51 kg  $CO_2$ -eq/ $m^3$ . The emission structure were 62.3% for electricity, 18.5% for chemicals, 15.2% for biochemical processes, and 4.0% for transportation. The carbon intensity showed significant daily fluctuations (0.42–0.68 kg  $CO_2$ -eq/ $m^3$ ). Compared with traditional static method, this method reduced the total emission estimation deviation by 3.5%, improves the accuracy of identifying the proportion of process emissions by 35.7% (increased from 11.2% to 15.2%), reduces uncertainty from  $\pm 18.5%$  to  $\pm 8.3%$ , and improved time resolution to the hourly level. AI diagnosis had identified three key emission reduction measures: aeration optimization, chemical dosage adjustment, and biogas recovery. It was expected to achieve an annual emission reduction of 13.8% (annual carbon emission reduction was 520 t  $CO_2$ -eq). [ **Conclusion** ] This method effectively overcomes the static lag and localization deficiencies of traditional accounting by fusing dynamic factor database with real-time data through spatiotemporal dual localization. It provides a feasible technical solution for the water industry to transform from macro compliance accounting to micro real-time optimization of refined management.

**Keywords** water treatment system carbon footprint life cycle assessment (LCA) emission factor localization real-time monitoring

全球气候变化是人类在 21 世纪面临的重大挑战。我国于 2020 年提出了“2030 年前实现碳达峰、2060 年前实现碳中和”的“双碳”战略目标。水务行业作为关键的城市基础设施,不仅是能源消耗的重要部门,也是温室气体(GHG)的主要排放源之一。据统计,污水处理行业的碳排放量约占全球温室气体排放总量的 2%~3%,且随着城市化进程加速及水质排放标准提升,其排放量呈现持续增长趋势<sup>[1]</sup>。因此,准确量化水处理系统的碳足迹,是实施有效碳管理、优化运行策略、实现节能降碳目标的必要前提与科学基础<sup>[2]</sup>。

然而,当前普遍采用的碳排放核算方法主要依赖于联合国政府间气候变化专门委员会(IPCC)提供的国家级或区域级平均排放因子,并结合年度静态活动数据进行计算。该方法存在以下主要局限性:首先,通用的排放因子难以反映特定污水处理厂的本地化特征,如区域电网结构、供应链差异及处理工艺独特性;其次,基于年均值的时间分辨率过低,无法捕捉电力碳排放强度随昼夜、季节及可再生能源接入波动的动态特征;第三,现有方法缺乏系统性整合,难以实现水处理全流程、全口径碳排放的实时可视化与动态优化<sup>[3]</sup>。因此,开发一种能够融合实

时数据、动态反映真实碳排放水平的本地化碳足迹测算方法,已成为水务行业精细化碳管理的迫切需求。

碳足迹核算研究起源于生命周期评价(LCA)理论。早期研究主要采用静态 LCA 方法评价水处理系统的环境影响。例如,Wang 等<sup>[4]</sup>基于过程 LCA 比较了不同污水处理工艺的碳排放特征;Remy 等<sup>[5]</sup>采用投入产出 LCA 分析了德国水务系统的碳足迹。这些研究奠定了方法学基础,但均依赖于静态数据库和年度平均数据。

近年来,动态 LCA 逐渐受到关注。Su 等<sup>[6]</sup>提出了时间序列 LCA 框架,强调了数据时间分辨率与动态清单的重要性。部分学者尝试将实时数据引入碳核算:Chen 等<sup>[7]</sup>利用监控与数据采集(SCADA)系统实现了污水处理厂能耗的实时监测;Wang 等<sup>[8]</sup>则研究了电力结构动态变化对水厂碳足迹的影响。然而,现有研究多聚焦于单一排放源或特定环节,缺乏系统性的动态因子库构建方法与全过程整合框架。

在排放因子本地化方面,现有研究主要集中于电力排放因子的更新,例如我国生态环境部每年发布的区域电网基准线排放因子已被广泛应用<sup>[9]</sup>。然

而,对于药剂生产、运输过程以及生化过程排放等其他环节的本地化因子动态获取机制,相关研究仍较为缺乏。此外,人工智能技术在碳排放预测中的应用开始兴起,如 Xu 等<sup>[10]</sup>采用神经网络预测污水处理厂的一氧化二氮(N<sub>2</sub>O)排放,但该类预测模型尚未与完整的碳足迹核算系统实现深度融合。

本文旨在构建一种水处理系统本地化碳足迹指标的动态测算方法及系统,提出“动态因子库-实时数据流-生命周期模型”三位一体的动态碳足迹核算框架,突破传统静态核算范式,实现碳排放核算在时间与空间尺度上的双重本地化。设计分级分类的排放因子动态更新机制,特别是基于机器学习的过程排放因子实时预测方法,以解决直接排放难以连续监测的技术难题。此外,通过典型工程案例验证所提方法的有效性,量化评价动态核算相较于传统方法在精度提升与决策支持方面的价值。

## 1 理论基础与方法论框架

### 1.1 碳足迹核算基本原理

碳足迹核算遵循“活动数据×排放因子”的基本范式,其核心是构建符合 ISO 14067 标准的温室气体排放清单。对于水处理系统,其总碳排放量(以 CO<sub>2</sub> 当量计)计算如式(1)。

$$E_{\text{total}} = \sum_i \sum_j A_{D_i} \times E_{F_{ij}} \times G_{WP_j} \quad (1)$$

其中:*i*——不同排放环节(电力、药剂、运输、过程);

*E*<sub>total</sub>——总碳排放量,t CO<sub>2</sub>-eq;

*A*<sub>*D<sub>i</sub>*</sub>——不同排放环节的活动数据;

*E*<sub>*F<sub>ij</sub>*</sub>——不同排放环节或温室气体的碳排放因子;

*j*——不同温室气体种类[二氧化碳(CO<sub>2</sub>)、甲烷(CH<sub>4</sub>)、N<sub>2</sub>O等];

*G*<sub>*WP<sub>j</sub>*</sub>——全球变暖潜势值。

### 1.2 动态生命周期评价理论

传统 LCA 采用“归因式”静态框架,忽略时间维度上的变化。本文引入动态 LCA 理论,强调 2 个核心维度。

**时间分辨率:**将年度核算分解为小时/日级动态计算,反映运行参数和外部因子的时变特性。

**本地化程度:**在空间尺度上,从国家/区域级因子细化至厂站级、供应链级因子,体现地理位置特

异性。

### 1.3 系统边界界定

本文将水处理系统碳足迹的核算边界定义为“从进水到排放出水和最终处置”的全生命周期范围,涵盖以下 5 个核心模块。

(1)基础设施模块:水厂构筑物、管网、泵站等建设阶段的隐含碳排放,按其设计寿命进行摊销计算。

(2)化学品生命周期模块:絮凝剂[如聚合氯化铝(PAC)、聚丙烯酰胺(PAM)]、碳源(如乙酸钠)、消毒剂(如液氯、次氯酸钠)等从原材料开采、生产到现场使用全过程产生的碳排放。

(3)能源消耗模块:外购电力和热力消耗所对应的间接排放。

(4)运营过程模块:生物处理过程中 CH<sub>4</sub> 和 N<sub>2</sub>O 的直接逸散性排放,以及厂内化石燃料燃烧产生的直接排放。

(5)污泥处置模块:污泥运输、处理(如厌氧消化、焚烧)及最终处置(如填埋、土地利用)全流程产生的排放。

## 2 动态因子库构建方法

### 2.1 数据库架构设计

为实现水处理系统碳足迹的高时空分辨率动态核算,本文设计并构建了一个系统性的动态排放因子库技术架构。该架构采用分层设计理念,涵盖从数据源到应用接口的全流程(图 1)。

外部数据源层集成了官方应用程序接口(API)(电网排放因子)、供应商环境产品声明(EPD)(药剂碳足迹)、物联网传感器(水质与气体浓度)以及物流/企业资源计划系统(运输距离与物料消耗),为因子库提供了多维度、异构的原始数据输入。数据采集与预处理层利用 Python 爬虫、ETL 工具及 Airflow 工作流调度,实现了对上述多源数据的自动化抓取、清洗与格式标准化,确保数据流的稳定与及时。混合数据库存储层采用关系型数据库(PostgreSQL/MySQL)与时序数据库(InfluxDB)的组合,分别高效管理结构化的因子元数据、不确定性参数和高频更新的因子时间序列数据。核心的动态更新引擎层依据不同因子的特性设计了差异化的更新机制:电力排放因子通过 Scrapy 框架与 API 实现实时/日/季多频次更新;药剂因子基于供应商 EPD 管

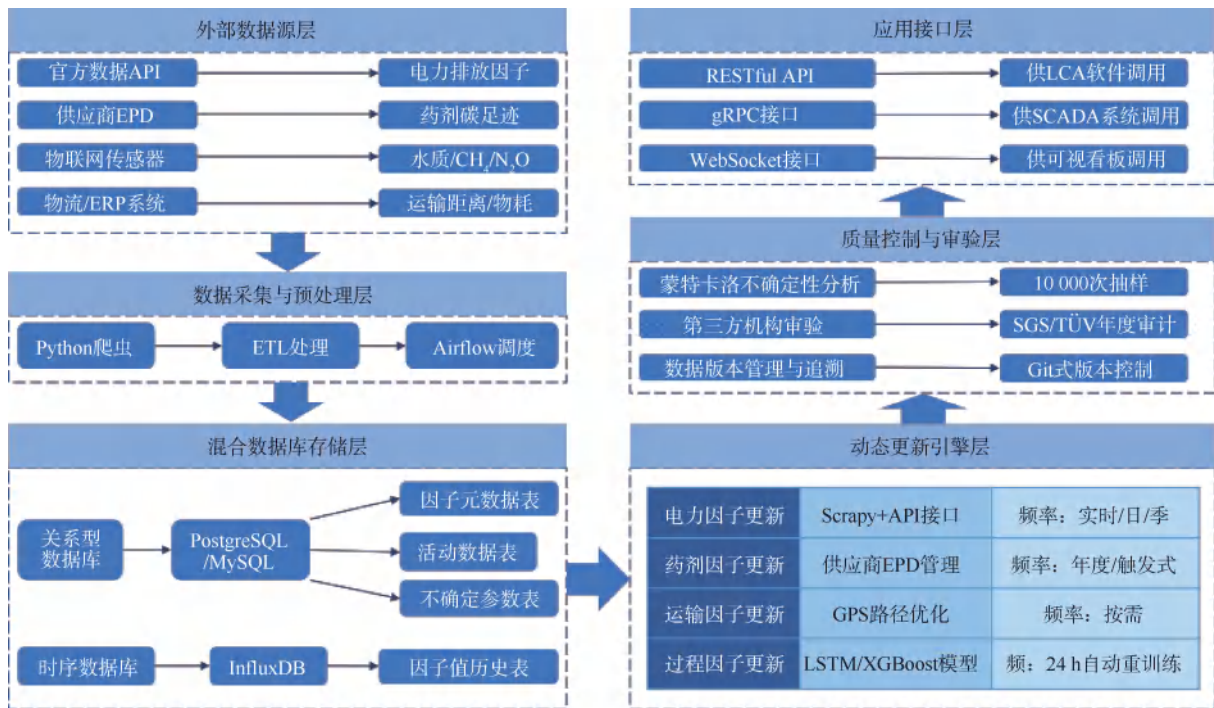


图 1 混合数据库架构

Fig. 1 Hybrid Database Architectures

理并结合手动审核进行年度或触发式更新;运输因子依托全球定位系统(GPS)与物流数据实现按需计算更新;过程排放因子则通过集成长短期记忆网络(LSTM)与极限梯度提升树(XGBoost)的机器学习模型进行24 h自动重训练的实时预测。为确保数据的可靠性与核算结果的可信度,架构顶层设有质量控制与审验层,集成了蒙特卡洛模拟进行不确定性量化,并支持第三方机构年度审计与数据版本追溯。最终,通过应用接口层向LCA软件、监控系统与可视化看板提供标准化的数据服务。该架构为实现排放因子的时空双重本地化与动态管理提供了坚实的技术基础。

## 2.2 分类动态更新机制

### 2.2.1 电力排放因子动态获取

电力消费是水处理系统最主要的间接碳排放源,其对应的排放因子具有高度的时空异质性。为精准反映这一动态特征,本文设计并实现了一套三级递进的获取策略,由宏观基准逐步细化至瞬时表征。

(1)年度基准值:作为核算的基准参照,系统自动抓取国家气候战略中心发布的《2024年减排项目中国区域电网二氧化碳基准线排放因子》。该因子

反映了区域电网的年均排放水平,用于确保核算结果与国家指南的衔接性与可比性。

(2)季度更新值:为获取更细致的时段特征,系统通过接入国家电网、南方电网等权威机构公开的发电量及电源结构数据,计算得出区域电网的季度平均排放因子。此级数据能够捕捉因季节性水电、风电出力变化导致的碳强度波动。

(3)实时动态值:为实现小时级或更高时间分辨率的精准核算,本文通过API直接对接本地电网调度中心的数据服务,实时获取调度范围内的发电结构组成(如火电、水电、风电、光伏等机组的出力占比)。基于此,采用边际排放因子法计算瞬时碳强度,其计算如式(2)。

$$E_{F_{\text{elec}}}(t) = \frac{\sum_k G_k(t) \times E_{F_k}}{\sum_k G_k(t)} \quad (2)$$

其中: $E_{F_{\text{elec}}}$ ——电力排放因子,  $\text{kg CO}_2\text{-eq}/(\text{kW} \cdot \text{h})$ ;  
 $G_k(t)$ —— $t$ 时刻第 $k$ 类能源(如煤电、天然气发电、可再生能源等)的实时发电量,  $\text{kW} \cdot \text{h}$ ;  
 $E_{F_k}$ ——对应于该类能源的碳排放因子,  $\text{kg CO}_2\text{-eq}/(\text{kW} \cdot \text{h})$ 。

为保障上述多源、多频次数据采集任务的可靠性、时效性与自动化运行,本文构建了专门的数据管道:基于 Scrapy 框架开发网络爬虫,用于抓取公开的基准与季度数据;利用 Apache Airflow 平台构建、调度与监控所有数据抓取、清洗及计算任务的工作流,确保数据的持续、稳定更新与异常处理。

### 2.2.2 药剂排放因子本地化

药剂消耗是水处理系统碳足迹的重要组成部分,其排放因子的准确获取高度依赖于供应链上游的碳排放数据。为实现药剂因子的精准本地化,本文建立了以环境产品声明为核心、结合备用数据源的动态获取框架,具体流程如下。

(1) 供应商 EPD 优先获取机制:系统构建了化学品供应商数据库,并对供应商进行分级管理。在数据源选择上,优先采纳那些能够提供符合 ISO 14025 标准、经第三方独立验证的 EPD 的供应商。此举旨在从源头确保数据的一致性与权威性。

(2) EPD 数据标准化处理:供应商提供的 EPD 在核算边界、功能单位和数据格式上存在差异。为此,本文设计了一套数据标准化流程,将不同来源的 EPD 数据统一转换为以“从摇篮到大门”为系统边界、以  $\text{kg CO}_2\text{-eq/kg}$  为单位的标准化碳排放因子,以便于后续的集成与计算。

(3) 触发式动态更新策略:为应对供应链动态变化,系统设定了因子更新触发条件。当记录显示某供应商的生产工艺发生重大变更,或其 EPD 文件超过声明的有效期限时,系统将自动标记该因子为“待更新”,并可通过集成邮件 API 等途径向数据管理员发送提醒,从而启动数据重新获取与审核流程。

对于当前无法获得有效 EPD 的药剂,本文采用一种混合策略以平衡数据的可得性与代表性。在短期内,选用 Ecoinvent 等权威生命周期数据库中工艺路线最为接近的数据作为代理因子;长期而言,则通过供应链沟通,积极推动相关供应商开展符合标准的 LCA 研究并发布 EPD,以期逐步完善本地化因子库。

### 2.2.3 运输排放因子计算

为实现运输排放因子的精准测算,本研究摒弃了采用固定距离与平均系数的估算方法,转而构建了一个基于实际物流数据的动态计算模型,其核心计算如式(3)。

$$E_{F_{\text{trans}}} = D \times E_{F_{\text{mode}}} \times \lambda \quad (3)$$

其中: $E_{F_{\text{trans}}}$ ——运输排放因子,  $\text{kg CO}_2\text{-eq}/(\text{t} \cdot \text{km})$ ;

$D$ ——实际运输距离,  $\text{km}$ 。该数据通过集成车辆 GPS 轨迹数据或解析物流单据信息获得,旨在反映真实的运输路径;

$E_{F_{\text{mode}}}$ ——特定运输方式的单位距离排放因子,  $\text{kg CO}_2\text{-eq}/(\text{t} \cdot \text{km})$ 。该因子依据运输工具类型(如重型柴油货车、铁路、船舶)及燃料类型进行区分,数据主要来源于国家或行业发布的权威清单;

$\lambda$ ——装载率修正系数该系数用于校准车辆实际装载量与额定载重之间的差异,避免因空载或半载造成的排放低估或高估,其取值依据实际称重数据或物流统计数据确定。

为实现对复杂供应链网络的高效管理与分析,本研究采用图数据库(如 Neo4j)来存储和管理“供应商-处理厂-处置中心”之间的多对多物流关系。这种数据模型不仅能够直观地表达实体间的连接,更支持高效的路径查询、动态距离计算以及基于成本或碳排放的多目标运输路径优化,为降低物流环节的碳足迹提供了直接的数据支撑和决策依据。

### 2.2.4 过程排放因子实时预测

过程排放,尤其是  $\text{N}_2\text{O}$  的生成,因其机理复杂且受多重运行参数瞬时影响,成为碳足迹动态核算中最具挑战性的环节。传统方法通常采用 IPCC 推荐的静态经验公式进行估算,其基本形式如式(4)。

$$E_{F_{\text{process}}} = B_0 \times M_{\text{CF}} \times (1 - O_F) \quad (4)$$

其中: $E_{F_{\text{process}}}$ ——过程排放因子,  $\text{kg CO}_2\text{-eq}/\text{t}$ ;

$B_0$ ——最大产甲烷潜力,  $\text{kg CH}_4/\text{t}$ ;

$M_{\text{CF}}$ ——甲烷修正因子;

$O_F$ ——氧化因子。

该方法虽具普适性,但难以反映实际水厂在动态进水负荷、变化环境条件及特定工艺调控下的实时排放特征。

为突破这一局限,本文设计了一种融合机理基础与数据驱动分析的混合预测模型。该模型采用分阶段策略,旨在提升预测的准确性与时效性。

1) 第一阶段:基于机理模型生成基准因子

首先,依据厌氧消化等生物反应过程的基本机理,利用进水化学需氧量(COD)、五日生化需氧量(BOD<sub>5</sub>)、温度和 pH 等关键稳态或准稳态参数,计算得到一个基准过程排放因子  $E_{F_{base}}$ 。该因子表征了在平均或设计工况下的理论排放水平。

2) 第二阶段:基于集成学习的动态实时修正

为捕捉由水质、水量和运行状态波动引起的瞬时排放变化,本研究构建了一个数据驱动的动态修正模型。该模型的实现包含以下核心要素。

输入特征:整合了实时监测的水质参数,如 COD、氨氮、硝酸盐氮、溶解氧(DO)、温度,关键运行参数(如曝气量、污泥龄、回流比)以及历史排放数据的时间序列。

模型架构:采用集成学习框架,结合 XGBoost 与 LSTM。XGBoost 用于高效捕捉特征与排放之间复杂的非线性关系;LSTM 则专门处理数据中的时序依赖性与动态模式。

模型输出:该修正模型输出一个随时间变化的动态修正系数  $\alpha(t)$ 。最终,  $t$  时刻的实时过程排放因子计算如式(5)。

$$E_{F_{proc}}(t) = E_{F_{base}} \times \alpha(t) \quad (5)$$

其中:  $E_{F_{proc}}$  ——过程排放因子, kg CO<sub>2</sub>-eq/kg;

$E_{F_{base}}$  ——基准过程排放因子, kg CO<sub>2</sub>-eq/kg;

$\alpha(t)$  ——随时间变化的动态修正系数。

模型的训练数据来源于在线传感器网络的高频监测以及定期的实验室手动采样分析,以确保数据的覆盖面与准确性。为实现模型的持续优化与自适应,系统设置了自动重训练机制,每 24 h 利用最新的滚动时间窗口数据对模型进行更新,从而确保其预测能力能够跟随工艺状态与外部条件的变化而自主进化。

### 3 动态碳足迹核算系统架构

#### 3.1 系统总体设计

系统采用分层架构(图 2),包括数据采集层、数据管理层、核心引擎层和应用服务层。

#### 3.2 数据采集与集成

为实现高时空分辨率的动态碳足迹核算,系统建立了涵盖实时运行数据与静态背景数据的多层次数据采集与集成体系。实时运行数据通过标准化的

数据接口与协议自动采集,构成了动态核算的活动数据基础,具体包括以下几部分。

(1) 能耗数据:通过 Modbus/TCP 工业通信协议,从 SCADA 或能源管理系统(EMS)中实时读取各工艺单元智能电表的用电数据,采集频率为 5 min。

(2) 水质参数:集成部署于工艺流程关键节点的在线传感器,连续监测 DO、pH、COD、总氮(TN)和总磷(TP)等指标,数据更新频率为 15 min。

(3) 物料消耗数据:与企业资源计划(ERP)系统对接,每日自动同步 PAC、PAM 等化学药剂的投加量记录。

(4) 污泥产生与运输数据:通过污泥称重系统自动记录产量,并结合运输车辆的 GPS 轨迹数据,获取污泥运输的实际路径与距离。

(5) 直接温室气体排放数据:在生物处理区等关键点位部署便携式傅里叶变换红外(FTIR)气体分析仪,对 CH<sub>4</sub> 和 N<sub>2</sub>O 的浓度进行周期性或连续监测。

背景数据库为生命周期清单分析提供了基准排放因子与背景过程数据。系统集成了以下权威数据库。

(1) 本地数据库:主要采用中国生命周期基础数据库(CLCD)和中国产品碳排放系数库(CPCD),以确保本地化背景过程数据的代表性。

(2) 国际数据库:选择性引入国际主流生命周期数据库 Ecoinvent(v3.8),对其中的关键过程数据进行本地化校验与适配后使用。

为高效管理与分析上述多源、异构的数据,系统采用联机分析处理(OLAP)技术构建数据仓库,实现对所有结构化和时序数据的统一存储、关联查询与快速多维分析,为上层核算模型提供可靠、一致的数据服务。

#### 3.3 生命周期建模与计算

为实现动态碳足迹的系统化核算,本研究选择功能完备且开源的 OpenLCA 软件作为 LCA 的核心建模与计算引擎。通过其提供的 python-lca-interface 编程接口,实现了对 LCA 模型的程序化调用与集成,从而将动态核算逻辑与成熟的 LCA 方法论无缝衔接。建立参数化 LCA 模型,将活动数据和排放因子作为外部参数传入,避免重复建模。计算如式(6)。

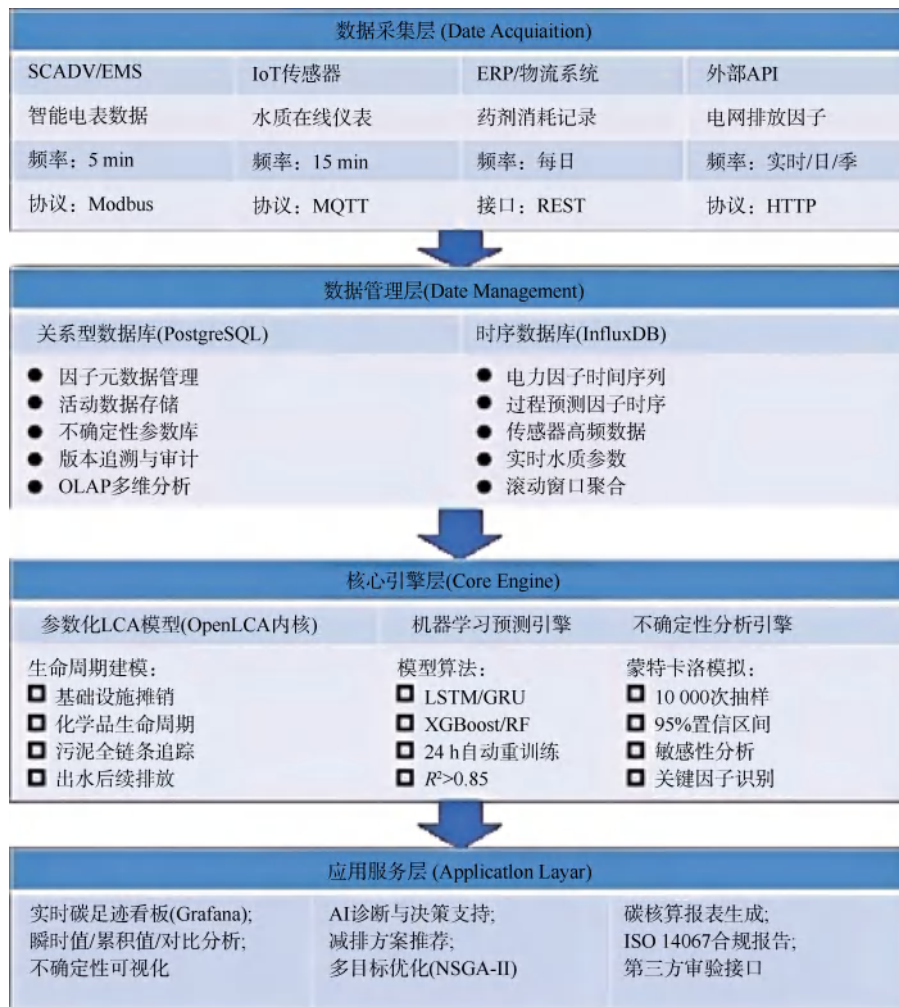


图2 动态碳足迹核算系统总体架构

Fig. 2 Overall Architecture of Accounting System for Dynamic Carbon Footprint

$$E_{CO_2e} = \sum_i \left( \int_t A_{D_i}(t) \times E_{F_{ij}}(t) dt \right) \times G_{WP_j} \quad (6)$$

其中:  $E_{CO_2e}$ ——CO<sub>2</sub> 排放量, t CO<sub>2</sub>-eq;

$A_{D_i}(t)$ ——该过程在  $t$  时刻的活动数据;

$E_{F_{ij}}(t)$ ——该过程在  $t$  时刻对应的动态排放因子。

对于时间积分,采用梯形数值积分法,如式(7)。

$$\int_t A_D(t) \times E_F(t) dt \approx \sum_{k=1}^n \frac{A_D(t_k)E_F(t_k) + A_D(t_{k-1})E_F(t_{k-1})}{2} \Delta t \quad (7)$$

其中:  $A_D(t_k)$ ——在离散时间点  $t_k$  的活动数据,表示该过程在第  $k$  个时间点的量化活动水平,如能耗、物料消耗量、运输里程等;

$E_F(t_k)$ ——在离散时间点  $t_k$  的动态排放因子,表示该过程在第  $k$  个时间点单位活动产生的碳排放量,随时间变化(如电网碳排放因子逐年下降);

$A_D(t_{k-1})$ ——在前一个离散时间点  $t_{k-1}$  的活动数据;

$E_F(t_{k-1})$ ——在前一个离散时间点  $t_{k-1}$  的动态排放因子。

### 3.4 智能诊断与优化决策模块

系统内置的 AI 诊断模块基于动态核算输出的高分辨率碳排放数据与实时运行参数,通过以下步骤实现减排潜力的智能识别与量化。

(1)数据驱动模式识别:模块持续分析各环节碳排放强度与关键工艺参数(如 DO、进水负荷、PAC 投加量、沼气产量等)的时序关联,利用聚类与异常

检测算法识别偏离高效运行区间的操作模式。

(2)机器学习模型辅助决策:针对识别出的异常或高耗能环节,调用预训练的 XGBoost 模型分析其影响因素权重,并结合 LSTM 模型预测不同调控策略下的碳排放与水质变化趋势,从而推荐最优调整方案。

(3)规则与优化模型结合:诊断过程嵌入行业知识规则库(如曝气能耗与 DO 设定值的经验关系),并在此基础上建立以碳排放最小化为目标、以出水达标为约束的轻量化优化模型,快速生成可行且高效的整改建议。

## 4 案例研究:上海市某污水处理厂应用验证

### 4.1 案例概况与数据基础

为验证本文所构建的动态碳足迹核算方法的可行性与有效性,以上海市一座处理规模为 20 万 t/d、采用厌氧-缺氧-好氧(AAO)主流工艺的污水处理厂作为示范案例。该厂已完成数字化改造,具备完善的 SCADA 系统,并在线监测关键水质参数(如 COD、氨氮、TN、TP、DO、pH),为动态核算提供了可靠的实时数据基础。

### 4.2 数据准备与系统部署

收集该厂 2023 年全年运行数据作为基线,具体如下所示。

(1)能耗:年总耗电量为 2 850 万 kW·h,处理电耗为 0.39 kW·h/m<sup>3</sup>。

(2)药剂消耗:全年消耗 PAC 为 1 800 t, PAM 为 45 t, 乙酸钠为 600 t。

(3)污泥产生与处置:日产含水率 80%的污泥约为 80 t,经柴油货车运输至焚烧厂,平均运输距离为 45 km。

(4)进水水质:年均进水 COD 质量浓度为 320 mg/L,氨氮为 35 mg/L, TN 为 45 mg/L。

在厂内私有云环境中部署动态碳足迹核算系统。硬件配置为 2 台服务器[各 16 核中央处理器(CPU),32 GB 内存],软件采用 PostgreSQL(关系型数据库)与 InfluxDB(时序数据库)相结合的混合数据架构,以支持多频次、异构数据的处理需求。

### 4.3 动态因子库配置

(1)电力排放因子:通过 API 接入国家电网华东分部数据平台,获取上海市实时发电结构。2024 上半年平均排放因子为 0.583 kg CO<sub>2</sub>-eq/(kW·h),呈现

显著的昼夜波动,昼间因子最高约为 0.65,夜间因清洁能源占比升高可降至 0.48 左右。

(2)药剂排放因子:优先采用本地化数据,基于供应商提供的 EPD, PAC 排放因子为 1.25 kg CO<sub>2</sub>-eq/kg; PAM 暂无本地 EPD,采用 Ecoinvent 数据库中相近工艺的代理因子 5.8 kg CO<sub>2</sub>-eq/kg; 乙酸钠因子参考行业文献,取值为 1.8 kg CO<sub>2</sub>-eq/kg。

(3)运输排放因子:污泥运输采用重型柴油货车,排放因子参考《道路机动车大气污染物排放清单编制技术指南》等规范,取值为 0.12 kg CO<sub>2</sub>-eq/(t·km), kg CO<sub>2</sub>-eq/(t·km)。

(4)过程排放因子:针对 N<sub>2</sub>O 排放,采用训练好的 LSTM 进行实时预测,模型以进水 TN、DO、水温等实时参数为主要输入特征,在验证集上表现出良好的预测性能[决定系数(R<sup>2</sup>) = 0.87,表示模型能够解释 87% 的数据变异]。

### 4.4 核算结果与对比分析

#### 4.4.1 动态碳足迹特征

对 2024 年 1 月—6 月运行数据进行连续动态核算,其主要特征归纳如下。

(1)总量与强度:半年累计碳排放量为 18 450 t CO<sub>2</sub>-eq,折合水处理碳排放强度为 0.51 kg CO<sub>2</sub>-eq/m<sup>3</sup>。

(2)排放结构:电力间接排放占主导地位,占比为 62.3%;其次为药剂(占比为 18.5%)、生化过程直接排放(主要为 N<sub>2</sub>O,占比为 15.2%)及运输(占比为 4.0%)。

(3)动态波动:日碳排放强度为 0.42~0.68 kg CO<sub>2</sub>-eq/m<sup>3</sup>,变异系数达 12.7%,波动主要受实时电力碳强度的昼夜差异及进水负荷变化驱动。

此外,核算结果呈现出明显的月度特征:1 月受春节低负荷影响,碳排放强度降至 0.48 kg CO<sub>2</sub>-eq/m<sup>3</sup>; 3 月—4 月因水温回升、污泥活性增强, N<sub>2</sub>O 过程排放占比由 14%升至 16%; 5 月因光伏出力增加,昼间电力碳强度显著下降,日波动幅度达 0.15 kg CO<sub>2</sub>-eq/m<sup>3</sup>; 6 月进入梅雨季,进水浓度稀释与水量增加相互抵消,碳排放强度维持在 0.51 kg CO<sub>2</sub>-eq/m<sup>3</sup>。

#### 4.4.2 与传统静态核算方法对比

为突出动态核算方法的优势,同步采用传统静态方法进行核算:电力排放因子采用我国生态环境部发布的 2023 年华东电网年平均因子[0.581 kg CO<sub>2</sub>-eq/(kW·h)],过程排放采用 IPCC 缺省方法估算。对比结果如表 1 所示。

表 1 动态核算方法与传统静态核算方法结果对比

Tab. 1 Comparison of Results between Dynamic and Traditional Static Accounting Methods

对比指标	传统静态方法	本研究的动态方法	相对差异/说明
总排放量/(t CO <sub>2</sub> -eq)	19 120	18 450	-3.5%
过程排放占比	11.2%	15.2%	35.7%
结果不确定性 (95%置信区间宽度)	±18.5%	±8.3%	降低约 55.1%
时间分辨率	年度	小时级	实现从“结果核算”到“过程感知”的跨越

对比分析表明:

(1) 动态方法因采用实时电力因子与更精准的过程排放预测,总排放量估算结果较传统方法低 3.5%,更贴近实际运行情景;

(2) 动态方法显著提升了过程排放的识别精度;

(3) 通过本地化因子与系统不确定性量化,核算结果的置信度大幅提高,不确定性降低了 55.1%;

(4) 小时级的时间分辨率为实时运行优化提供了数据基础。

#### 4.4.3 基于 AI 诊断的减排潜力分析

系统内置的 AI 诊断模块识别出以下 3 个关键减排环节。

(1) 曝气系统优化:曝气单元电耗占全厂电力相关排放的 45%。建议部署基于机器学习的精准曝气控制系统,动态匹配需氧量,预计可实现该环节 8.5%的节电与减排。

(2) 化学除磷优化:分部分 PAC 投加存在优化空间。建议通过投加点前移,利用初沉污泥吸附协同除磷,在保证出水水质前提下,预计可减排 3.2%。

(3) 沼气收集系统增效:该厂厌氧消化池沼气收集率约为 85%,通过密封改进与管道优化,将收集率提升至 95%,预计可相应减排 2.1%。

实施上述综合优化方案后,预计该厂年碳排放总量可降低约为 13.8%,对应碳减排量约为 520 t CO<sub>2</sub>-eq,体现了动态核算方法对运行优化的实际指导价值。

## 5 结论

本文针对水处理系统碳足迹核算中普遍存在的排放因子本地化不足、时间静态滞后及系统性缺失等问题,构建了一套基于“动态因子库-实时数据流-生命周期模型”三位一体的本地化动态核算方法及集成系统。研究首先建立了涵盖电力、药剂、运

输与生化过程的全口径、全生命周期核算边界。设计了一个分层、混合架构的动态因子库,实现了排放因子在空间(从区域到厂站/供应链)与时间(从年度到小时级)尺度的双重本地化与动态更新。其中,电力因子通过 API 接口实现多级动态获取;药剂因子依托环境产品声明构建本地化与标准化流程;运输因子基于实际 GPS 与物流数据动态计算;针对难以直接监测的 N<sub>2</sub>O 过程排放,创新性地开发了融合机理模型与机器学习(XGBoost-LSTM)的混合预测模型,实现了实时预测与自适应学习。

以上海市某典型污水处理厂为对象的案例验证表明,所提方法显著提升了碳足迹核算的精准度与时效性。动态核算结果不仅量化了碳排放的时空异质性(日碳排放强度波动为 0.42~0.68 kg CO<sub>2</sub>-eq/m<sup>3</sup>),更通过与传统静态方法的对比,证实其可将核算不确定性降低约 55.1%(95%置信区间从±18.5%收窄至±8.3%),并将过程排放的识别精度提升了 35.7%。系统集成的 AI 诊断功能进一步识别出曝气优化、药剂投加调整与沼气回收等关键减排环节,预计综合实施后可实现年减排约 13.8%,展现了从精准核算向运行优化闭环管理的决策支持能力。

本文所构建的动态核算方法具有较好的普适性与可推广性。其核心框架与动态因子库设计为模块化结构,理论上可适配不同地域、规模与工艺的污水处理厂。推广的关键在于获取本地化的排放因子(如区域电网数据、供应链 EPD)与具备基本的实时数据采集基础。未来,随着水务行业数字化水平的普遍提升与供应链碳数据透明度的增加,该方法通过 SaaS 化部署可有效降低应用门槛,实现行业级推广。此外,本碳足迹核算与各厂的工艺流程紧密相关。核算的系统边界、过程排放的预测模型以及 AI 诊断的具体规则,均需根据实际的工艺流程[如 AAO、氧化沟、膜生物反应器工艺(MBR)等]进行针对性配置与训练。本研究建立的参数化 LCA 模型与机器学习框架,正为这种工艺适配性提供了灵活

的技术基础,使方法能够随着不同工艺的运行特性进行动态调整与精准应用。

### 参考文献

- [ 1 ] IPCC. Climate change 2022: Mitigation of climate change. [M]. Cambridge : Cambridge University Press, 2022.
- [ 2 ] 中国城镇供水排水协会. 城镇水务系统碳核算与减排路径技术指南[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2022.  
China Urban Water Association. Guidelines for carbon accounting and emission reduction in the urban water sector[M]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2022.
- [ 3 ] Crenna E, Secchi M, Benini L, et al. Global environmental impacts: Data sources and methodological choices for calculating normalization factors for LCA[J]. The International Journal of Life Cycle Assessment, 2019, 24(10): 1851-1877.
- [ 4 ] Wang H, Zhang X, Li L, et al. Carbon emission characteristics and low-carbon operation evaluation of some wastewater treatment plants in East China: An empirical study based on actual production data [J]. Applied Sciences, 15 ( 12 ): 6716. <https://doi.org/10.3390/app15126716>.
- [ 5 ] Remy C, Jekel M. Energy analysis of conventional and source-separation systems for urban wastewater management using life cycle assessment[J]. Water Science and Technology, 2012, 65 (1): 22-29.
- [ 6 ] Su S, Li X, Zhu C, et al. Dynamic life cycle assessment: A review of research for temporal variations in life cycle assessment studies [J]. Environmental Engineering Science, 2021, 38 (11): 1013-1026.
- [ 7 ] Chen X, Mielczarek A T, Habicht K, et al. Assessment of full-scale N<sub>2</sub>O emission characteristics and testing of control concepts in an activated sludge wastewater treatment plant with alternating aerobic and anoxic phases [J]. Environmental Science & Technology, 2019, 53(21): 12485-12494.
- [ 8 ] Wang Y T, Gao W F, Lü L Y, et al. Comprehensive carbon footprint analysis of wastewater treatment: A case study of modified cyclic activated sludge technology for low carbon source urban wastewater treatment [J]. Science of the Total Environment, 2024, 923: 171550. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2024.171550.
- [ 9 ] 生态环境部, 国家统计局. 关于发布 2023 年电力二氧化碳排放因子的公告[EB/OL]. (2025-12-31) [2026-02-25]. [https://www.mee.gov.cn/xxgk2018/xxgk/xxgk01/202512/t20251231\\_1139517.html](https://www.mee.gov.cn/xxgk2018/xxgk/xxgk01/202512/t20251231_1139517.html).  
Ministry of Ecology and Environment, National Bureau of Statistics. Announcement on the release of 2023 power carbon dioxide emission factors[EB/OL]. (2025-12-31) [2026-02-25]. [https://www.mee.gov.cn/xxgk2018/xxgk/xxgk01/202512/t20251231\\_1139517.html](https://www.mee.gov.cn/xxgk2018/xxgk/xxgk01/202512/t20251231_1139517.html).
- [ 10 ] Xu X Z, Wei A L, Tang S J, et al. Prediction of nitrous oxide emission of a municipal wastewater treatment plant using LSTM-based deep learning models [J]. Environmental Science and Pollution Research, 2023, 31: 2167-2186. DOI: 10.1007/s11356-023-31250-9.