

DOI:10.13205/j.hjgc.202508025

马兴冠,马踊扬,刘娇,等. 基于数字孪生技术的智慧污水厂元宇宙平台框架设计[J]. 环境工程,2025,43(8):270-279.

MA X G, MA Y Y, LIU J, et al. Design of metaverse platform framework for smart sewage plants based on digital twin technology [J]. Environmental Engineering, 2025, 43(8): 270-279.

基于数字孪生技术的智慧污水厂元宇宙平台框架设计

马兴冠^{1,2} 马踊扬^{1*} 刘 娇¹ 马 欢¹

(1. 沈阳建筑大学 市政与环境工程学院, 沈阳 110168; 2. 辽河流域水污染防治研究院, 沈阳 110168)

摘 要: 为了将数字孪生、虚拟现实技术同步融入到污水厂运行建设中, 实现污水处理厂高智慧化发展, 构建了以数字孪生技术为支撑的智慧污水厂元宇宙体系, 并探究虚实交互技术与智慧污水厂结合的最优方案。提出具体实现方式如下: 通过多模态架构体系制作数字孪生模型、虚拟交互系统以及 WRELM 深度学习机制, 一方面用于水厂全自动运行监控和污水处理数据的分析模拟, 另一方面用于水厂的沉浸式虚实交互和智能运营。通过对比各深度学习模型在平台中的适用性, 选择加权正则学习机建立元宇宙平台增量学习机制, 来完成污水处理中工艺、单元参数选择的最优化配置。该平台可实现污水厂的实时监控、仿真模拟和沉浸式虚实交互, 不仅有效保证了水处理过程的高效节能运行, 也实现了污水处理的数据分析智能化、处理过程孪生化、虚拟漫游自主化和故障处理自动化。

关键词: 污水厂; 数字孪生; 元宇宙; 虚实交互; WRELM

Design of metaverse platform framework for smart sewage plants based on digital twin technology

MA Xingguan^{1,2}, MA Yongyang^{1*}, LIU Jiao¹, MA Huan¹

(1. School of Municipal and Environmental Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China;

2. Liaoning Province Liaohe River Basin Water pollution Prevention and Control Research Institute, Shenyang 110168, China)

Abstract: To synchronously integrate digital twin and virtual reality (VR) technologies into the operation and construction of sewage treatment plants (STPs) and realize the highly intelligent development of STPs, a metaverse system for smart STPs supported by digital twin technology was constructed, and the optimal scheme for integrating virtual-physical interaction technology with smart STPs was explored. Specific implementation approaches are proposed as follows: a multi-modal architecture was adopted to develop digital twin models, a virtual interaction system, and the weighted regularized extreme learning machine (WRELM) deep learning mechanism. On the one hand, this integration serves for fully automated operation monitoring of STPs and the analysis and simulation of wastewater treatment data; on the other hand, it supports immersive virtual-physical interaction and intelligent operation of STPs. By comparing the applicability of various deep learning models in the platform, the WRELM was selected to establish an incremental learning mechanism for the metaverse platform, thereby achieving an optimal configuration of processes and unit parameters in wastewater treatment. This platform enables real-time monitoring, simulation, and immersive virtual-physical interaction of STPs. It not only effectively ensures the efficient and energy-saving operation of the wastewater treatment process, but also realizes intelligent data analysis, process digital twinning, autonomous virtual roaming, and automated fault handling in wastewater treatment

收稿日期:2025-04-19; 修改日期:2025-05-27; 接收日期:2025-06-06

基金项目:国家水体污染控制与治理科技重大专项(2018ZX07601001)

第一作者:马兴冠(1972—),男,教授,主要研究方向为水污染控制理论与技术以及污水处理智能化。Symxg@163.com

* 通信作者:马踊扬(2003—),男,硕士研究生,主要研究方向为智慧污水厂数字孪生系统。1614945175@qq.com

Keywords: sewage plant; digital twin; metaverse; virtual-real interactive; WRELM

0 引言

随着我国数字化经济和城市建设智能化的快速发展,传统污水处理行业已经很难适应新时代环保技术的更新换代^[1]。根据《城镇水务 2035 年行业发展规划纲要》的发展目标“到 2035 年,基本建成安全、便民、高效、绿色、经济、智慧的现代化城镇水务体系”^[2]。国家“十四五”规划对数字化水务建设作出了明确要求^[3]。在污水厂数字化转型的过程中要实现环保效益与社会效益、经济效益的协同^[4]。为了解决传统污水厂智能化改造的难题,数字孪生技术应运而生^[5]。

侯立安^[6]通过研究物联网和大数据等先进技术在污水厂运行管理中的应用,为数字孪生技术的发展做了铺垫。Ren 等^[7]通过构建智慧污水数据库平台,为后续数字孪生体系的数据仿真提供了技术支持。张晓辉等^[8]详细分析了现阶段污水处理厂进行智慧化建设的需求,为数字孪生体系的搭建提供了参考意见。袁健^[9]研究 OPenBIM 技术路线的全生命周期应用模式为实现全地下污水厂全要素数字孪生建设提供技术支持。孙腾等^[10]、周圣文等^[11]通过研究数字孪生平台的仿真监控技术,为平台研发提供参考。Jiang 等^[12]研究机器学习在污水数据预测和远程交互的应用,Lumley 等^[13]基于 FCF 提升实时污水系统的表现和可预测性,均提升了数字孪生技术的可行性。赵翠等^[14]通过设计农村供水管理系统数字孪生平台,该技术应用提供实践经验。现阶段国内外关于数字孪生技术的研究主要集中在数据监控和仿真模拟,但局限于静态展示,缺乏互动性和沉浸感。马兴冠团队^[15-17]搭建出基于智慧城市的智慧河流框架、智慧河流体系以及智慧污水厂的故障诊断及过程控制系统。

本研究在数字孪生技术基础上融合团队已有成果,通过多模态架构的使用并结合元宇宙概念进行平台设计,打造沉浸式交互的智慧污水处理体系。

1 元宇宙平台总体架构

1.1 平台设计理念

“Metaverse(元宇宙)”是虚实交互的顶点概念,伴随着物联网、数字孪生、虚实交互等概念的提出和发展,给包括环境工程在内的传统工业带来了巨大冲击。

智慧污水厂元宇宙平台的设计理念是将虚拟环境和现实污水厂实现无缝融合。通过三维建模还原污水厂原型,并搭建自控化的数字孪生模型和虚实交互系统,实现污水处理沉浸式交互式操作来提高水厂的运营水平和管理效率。

1.2 平台架构设计

元宇宙平台需要通过利用如 Blender、UE5、Three.js、Java、Vue3.0 等前、后端软件搭建出虚实交互系统和数字孪生模型,突破现阶段数字孪生平台只进行实时监控和数据模拟仿真,而不进行沉浸式操作交互和数据实时映射的局限性。智慧污水厂元宇宙平台架构如图 1 所示。

2 平台设计技术路线

2.1 多循环架构体系

平台整体的搭建属于“数据驱动-智能决策”双循环体系,采用分层解耦架构实现污水处理全流程数字化管控,并采用创新型的 VR/AR 游戏制作思路来为污水厂搭建交互环境,通过使用 UE4 引擎开发平台的用户交互、自主漫游、多用户协作等模块。在前端搭建的过程中,分布式缓存技术和云计算技术(如阿里云和腾讯云)可以确保平台能够高效处理物联网设备的传输数据和用户操作请求。

平台设计技术路线选用前后端分离模式,前端负责数据、模型、动画以及功能板块的展示,后端负责传感数据的整理和污水处理数学模型的模拟运行。核心技术路线主要通过多模态架构设计-动态资源调度模型-数据安全增强机制三大特征来呈现。

多模态架构设计分为 3 层,分别是通信层、数据层和服务层。在通信层要建立 HTTP/WebSocket/MQTT 三通道协同机制,满足不同场景 QoS 需求使用;数据层需构建 MYSQL 关系型数据库;服务层采用领域驱动设计(DDO)划分微服务边界。动态资源调度模型主要是一种基于负载预测的弹性伸缩算法,利用加权正则极限学习机(WRELM)建立的控制规则如下: trend = calculate_trend(current_load, history_pattern)(滑动窗口检测负载趋势) predicted_load = lstm_predict(current_load)(基于 LSTM 预测未来 5min 负载) if predicted_load > threshold_high: return scale_out(instance_count * 1.5) if predicted_load < threshold_low: return scale_in(max(instance_

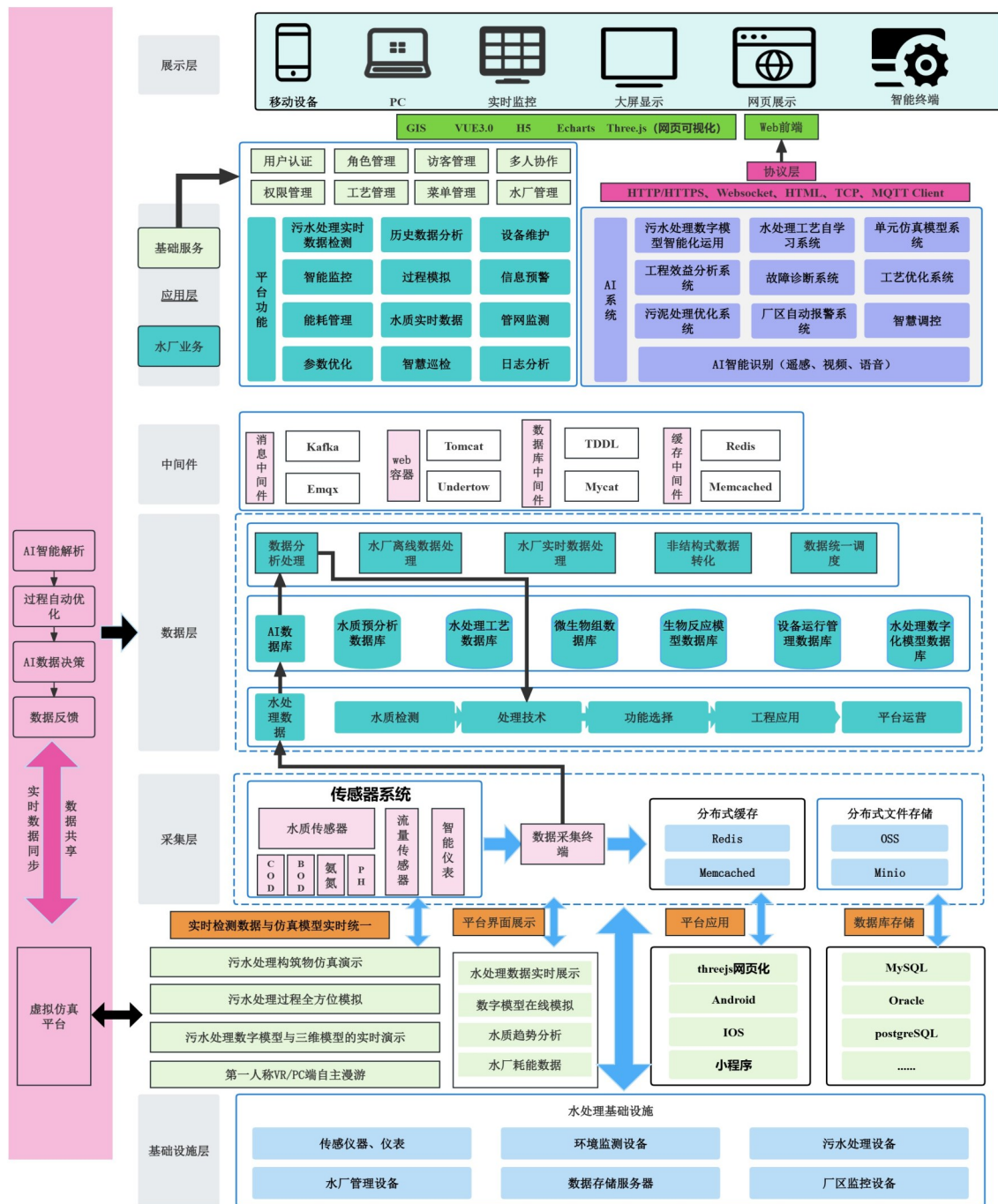


图1 智慧污水厂元宇宙平台架构

Figure 1 Architecture diagram of the metaspaces platform of the smart sewage treatment plan

count * 0.7, min_instances))(动态调整容器实例)。

将此算法应用于平台前、后端响应反馈实验中,响应延迟较之前减低了29%。

数据安全增强机制则是基于区块链技术建立分布式账本数据库。通过Three.js浏览器可视化软件将前、后端进行连接,可选择发送HTTP请求方式,向后端索取污水处理实时数据和各污水处理设备的启

闭操作请求,在此过程中数据采集延迟<200 ms(实测均值162 ms),后端接收异步请求之后响应返回JSON格式数据并更新页面内容(接口响应时间P95<300 ms),来实现前、后端的信息传输。最后,Web后端不断进行数据反馈测试,提升后端数据反映给前端的传递速度,以及前端操作请求回馈给后端进行反馈运行的响应速度。

2.2 前后端技术路线

污水处理厂不同于其他建筑类行业,水处理设备具有一定的使用年限,且污水处理技术的快速发展会加快水处理设备的更新换代,因此前、后端分离的设计有效降低更换或者工艺参数调整带来的干扰性。平台前端框架的开发使用VSC组件框架并利用AJAX技术使平台在不刷新界面的前提下发送异步请求,后端随后返回JSON格式的数据。此外,新型单页应用(SPA)框架的使用使平台加载速度和渲染速度更快,保证用户可以观察到实时的污水处理数据,为新型污水处理技术的发展提供便利。

要实现前端粒子动画与后端污染物计算数据交互的同步性,需要通过自定义的API接口将后端接收的水质处理数据传输给虚实交互系统中的关卡运行蓝图。根据预先定义的蓝图规则,水厂不同区域的水处理设备模型会在前端展示已储存于系统中的粒子动画。平台选用RESTful API接口规范,通过定义明确的URL endpoint来与不同实体设备建立链接,并通过GET、POST方法进行实时数据交换。后端采用MySQL关系型数据库,在储存结构化数据和处理复杂数据关系时处理效率更高。

3 数字孪生模型构建

数字孪生模型作为智慧污水厂元宇宙平台的核心,系统通过虚拟空间构建和结合污水处理的机理模型与数据驱动模型,来实时反映污水处理设施的运行状态。

3.1 机理模型与数据驱动模型的结合

以物理和化学反应原理为基础的机理模型,可以为污水处理过程中水质和设备状态的变动提供算法框架,通过对污水工艺流程进行数学建模,模拟污水处理的流动、反应和传输等现象。数据驱动模型是基于历史数据进行训练学习,捕捉系统中的复杂非线性关系和时间特性,再使用机器学习算法对这种学习机制进行再学习和反馈,进而从数据中提取规律。

机理模型和数据驱动模型的结合方式包括机理模型校正数据驱动模型、模型联合预测和数据补充机理模型。每种结合方法均有各自的优势,但构建元宇宙平台框架下的数字孪生模型适用机理模型校正数据驱动模型。本研究选用加权正则化极限学习机(WRELM)作为数据驱动模型,WRELM的优势在于能够高效处理复杂的非线性数据,适合捕捉污水

处理过程中的复杂变化。但它的预测准确性和稳定性会受到初始权重、样本数据和参数选择的影响,为克服上述问题,本研究在此结合方法上进行了创新:首先,通过机理模型在模拟污水处理过程中获取多项关键参数(如COD浓度、BOD₅浓度等)水质数据,并根据水处理实际状况提供初始的控制参数(如曝气量、加药量等),使输出结果满足WRELM的初始参数估计或限制范围,从而避免WRELM因为初始参数的问题而产生不稳定的结果;随后,在此基础上动态反馈矫正和增量学习机制设计,从而使模型在应对新数据时,能根据水处理实时状况自适应改变其预测的结果,增强数字孪生模型的准确性和与预测能力。经过融合,大量实时数据的矫正与反馈使得WRELM在动态调整时更加稳定。

最后,将机理模型的输出作为WRELM的输入特征,辅助数据驱动模型识别出污水处理过程中的复杂工况,从而提升WRELM模型对复杂非线性污水处理数据的拟合能力,防止模型在运算时陷入局部最优的情况,进而整体提高了数字孪生模型的可靠性。

3.2 水处理关键环节的模型构建

在污水处理过程中,机理模型和数据驱动模型的结合能够提升数字孪生系统的准确性、可靠性和预测能力,特别是在水质变化预测和设备性能评估这两个关键环节中有着明显的作用。基于上文所研究的模型结合方法,对这两个环节进行模型构建。

3.2.1 水质变化预测

选择活性污泥模型(ASM)和水质动力学模型(WDM)作为机理模型。在水质变化预测中,ASM能够模拟污水处理过程中的有机物、氮、磷等的去除和预测COD、BOD₅等污染物浓度的变化。WDM能够详细描述不同成分(如溶解氧、氮、磷浓度)的变化。当WRELM接收到污水水质参数变化的反馈后,通过提前训练所学习的动态调整规则进行参数调整,并在增量学习机制的基础上对水质变化的矫正规则进行再学习,确保模型在接收新的水处理数据时,能够根据水质变化实时情况去预测水质变化趋势并自适应调整其工艺参数。此外,WRELM具有较强的鲁棒性,在数据量较大的情况下,能够较好地进行模型训练和预测。

数据采集与预处理:对历史数据进行收集包括污染物浓度和环境参数,并通过深度学习来填补水处理过程中的缺失值和处理异常数据。

实时预测与工艺参数调整:利用WRELM对未来水质的变化预测,来控制机理模型对实时检测数据(如水质、流量和温度)进行调整。

3.2.2 设备性能评估

对于复杂的设备系统(如泵、风机、曝气装置等),选择的机理模型应能够根据物理原理模拟设备的工作原理与性能。如在模拟泵的性能时,主要是通过模拟泵的流量与压力关系并结合泵的运行曲线来评估其效率;在模拟曝气装置时,机理模型要模拟气流分布与氧的传递速率,以此评估曝气系统的工作效率;在模拟风机的效率时,要选择气流模型通过模拟风机的气流动态参数,评估其风量与风压的关系,从而评估风机的运行效率。数据驱动模型选用WRELM并建立多变量关联分析,能够通过历史数据捕捉实际运行中的变化趋势,校正模型偏差。如在泵的实际运行中,WRELM可实时监控泵的电流和功率数据,与泵的性能模型提供的理论基础进行对比。若发现偏差,则调整泵的运行策略(例如调整转速或功率),以优化泵的性能。当WRELM的输出(如设备故障预测)偏离实际物理规律时,机理模型的结果可以用于校正WRELM的预测。

1)设备故障预测。

设备故障预测是对历史设备的运行数据进行分析,结合机理模型表达的设备运行原理,提前预测设备可能发生的故障以及该故障对污水处理过程的影响。WRELM通过历史数据(如电流、电压、功率、设备运行状态等)进行初步训练,在增量学习机制的使用下,WRELM不仅可以实时检测设备故障,也能够通过历史数据预测设备的故障概率及故障时间点。

2)评估设备故障对整体运行的影响。

基于WRELM的多变量关联分析机制来建立多个设备和运行参数之间的控制规则,可以通过使用类似泵、电机、阀门等的传感器的实时数据,来评估其中一个设备在故障时是否会对其他设备或整个污水处理流程造成影响。例如,泵故障可能导致流量降低,进而影响沉淀和过滤过程,通过数据驱动模型,可以预测故障的扩散影响,并提前对设备维护进行预警。

4 平台功能设计

元宇宙平台以仿真模型搭建的虚拟现实系统为主体,通过数字孪生层的技术驱动,对整个污水处理厂进行一体化运营。平台功能设计包括平台多端

展示、平台应用管理、仿真模拟、虚拟交互4个功能模块。

4.1 平台多界面展示与实时映射

要实现数字孪生模型的实时映射,需要将三维模型数据与实际传感器数据进行融合。首先需进行数据的采集与传输,在污水厂的各个关键节点(如沉淀池、曝气池、反应池、泵站、风机等)安装传感器,以实时采集各种水质实时数据,然后通过标准的数据传输协议和开发专用数据接口将采集数据传输至数字孪生平台的数据处理层。高效和低延迟的通信协议(如WebSocket、MQTT)是保证实时数据传输和虚实交互数据传输同步稳定性的关键。最后,将控制室的监控平台数据和数据处理层的实时水处理数据导入图扑Web组态软件,将包含水质、水量、设备运行参数、重要污染物浓度在内的传统污水数据以图形化界面展示^[15]。在数字孪生平台中,三维模型不仅要实现外观和细节上的真实性,还要实现污水、污泥等可变化物质的实时动态更新^[16]。利用Three.js和Echarts技术搭建的模拟实验室界面如图2所示。

实时设备运行监控:在可视层实时监控各运行设备的状态如水泵、风机、加药设备、曝气装置、搅拌机、污泥泵和各种阀门等,同时通过PLC控制层修改联网设备的控制程序,来确保平台端操作可以实时远程控制污水处理设备的开关和参数调整。

厂区环境监控:通过使用气温、湿度、风速、排放物质等传感器来实时收集厂区环境数据并进行标准比对,实时确保厂区水处理过程安全达标。

4.2 平台应用管理

平台应用管理主要包括基础服务、水厂业务和AI系统三大部分。基础服务包括用户认证、角色管理、访问管理、多人协作、权限管理和工艺管理等内容;水厂业务主要包含污水处理实时数据监测、历史数据分析、设备维护、智能监控、过程模拟、管网检测、智慧巡检等内容。AI系统则是通过建立机器学习模型和数据库深度算法来搭建相应的功能,包括水处理工艺自学习系统、单元仿真模型系统、工程效益分析系统、污泥处理优化系统等。

4.3 仿真模拟

传感器设备实时上传采集数据至数据处理层之后,数据经过初步清洗、分类和格式化,算法模块利用数据驱动模型来处理水质数据的变化,预测水质在不同工艺下的波动,并将预测结果输入到机理模



图 2 模拟实验室界面

Figure 2 Simulation laboratory interface diagram

型,根据既定的规则和物理原理进行核算。随后,推算完的仿真结果被数字孪生模块读取并在平台界面进行实时数据展示。基于仿真计算的结果,反馈机制下的数据驱动模型会调节工艺和设备运行参数等。实现模型动态仿真的方式是将三维模型和平台算法绑定。通过 BIM 和三维建模技术,利用建模软件构造污水处理厂的三维模型和管道模型,并在引擎软件中使用蓝图编程,将算法模块的输出数据通过 API 连接传输至蓝图触发点。在此基础上,设立关卡蓝图和人物动作蓝图,保证模型能够保持交互的同时,也可以对操作者的失误操作进行提醒。运用相关函数建立蓝图触发点的控制规则,并在引擎中对污水处理设备和对应的运行动画进行绑定。每当实时数据进行变化,输出数据到达蓝图触发点之后,引擎自动比对预先制定的控制规则,并触发运行脚本来展示提前制作的模型修改动画。例如,当水流速率异常时,系统会自动调整模型中水流动画的速度,以模拟实际操作。污水处理精准曝气和精确加药前后粒子动画对比图如图 3、4 所示。

4.4 虚实交互

虚实交互是通过在引擎中建立交互式的环境地图,并制作多个水处理单元的碰撞体、运行动画和触发式关卡,展示相关水体和污泥状态的变化,来达到交互的目的。数据映射和远程式操控的实现要通过关卡蓝图将各类触发点绑定到平台数据处理层,操作人员通过在虚拟平台中开闭相关设备,将操作指令经过 WebSocket 通信协议传输至数字孪生模型,在

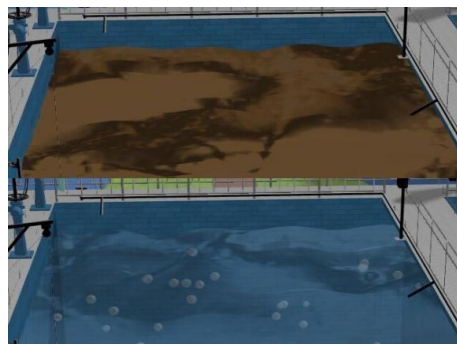


图 3 精准曝气前后对比

Figure 3 Comparison chart of precise aeration before and after

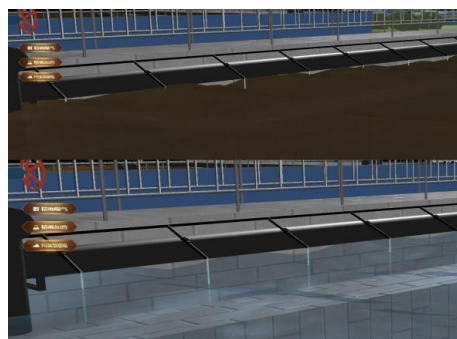


图 4 精确加药前后对比

Figure 4 Contrast chart before and after accurate dosing

数据驱动模型的作用下,再将控制指令给予 PLC 控制下的联网水处理设备。运维人员可以使用 VR 设备在虚拟环境中进行操作和试验,以降低风险。VR 手柄操纵下的水厂第三人称自主漫游图,如图 5 所示。可知:VR/AR 沉浸式体验,将污水厂模型导入 UE4,选择新建 VR 项目并启用对应的 VR 插件,可使用 HTC

Vive连接到PC端,并在项目中创建一个新的VR蓝图或者选用自带的VR蓝图模板,能进行基础的视角和移动控制。下一阶段,绑定VR控制器来进行正式交互,可选用手柄或者头盔。抓取功能需要在蓝图中Input Action的控制器下设置如按钮按下、触摸板滑动和手势。创建输入映射之后,可进行类似阀门、泵房、加药设备类设备的开启或关闭操作。元宇宙平台VR模式的使用需要在蓝图中设置交互区域来确保能够准确控制交互区域中的设备运行碰撞体,同时进行三维模型的面数优化,保证在不改变模型外观的前提下,使模型面数达到交互设计的最低准则。这2个步骤是实现VR/AR模式下交互操作自然流畅的关键。

员工培训与演练:员工可在虚拟场景中控制和学习污水处理设备的使用,培养应急处置能力、设备故障排查能力以及水处理工艺调整能力,从而避免因失误操作而给污水厂带来更大的损失,以及实际设备的损坏和资源浪费。



图5 第三人称自主漫游

Figure 5 Third-person autonomous roaming

设备维护:污水厂的设备维修培训需要面临设备停机和故障的高成本。利用虚实交互技术,员工可在虚拟环境下进行设备维修模拟,提高员工维护设备的熟练度,并减少污水厂的运营成本。

5 WRELM在智慧污水厂元宇宙平台中的应用

5.1 污水处理学习模型对比分析

当前常用的PID控制、LSTM、XGBoost、Transformer和WRELM模型在污水处理数据分析中的应用有各自的优势。从四个方面对5类模型进行对比分析,结果如表1所示。可知:WRELM在污水处理预测中适用性较好。

表1 模型对比

Table 1 Comparison of advantages and disadvantages and limitations

模型	优点	缺点	局限性与挑战	适用原因及场景
PID	实时性强,响应迅速;操作简单,开销小	对复杂、非线性关系的数据处理能力差	难以应对动态变化的污水环境	能快速调整设备工作参数,确保水处理系统稳定性;适用于调节水流量、控制泵运转和温度调节
LSTM	处理动态和时间序列数据的效果较好	需要大量计算资源,训练时间长	极端异常数据容忍度差需要大量标注数据	擅长处理复杂时序数据和捕捉水质变化的长期依赖性;适用于水质变化、污染物浓度预测和流量预测
XGBoost	能准确分析非线性数据且容忍缺失数据	模型训练需要复杂的调优过程	预测实时数据的响应速度慢,处理大规模数据集较低	能够有效捕捉水质、流量等多维数据集之间的复杂非线性关系;适用于多污染物浓度回归分析和水流非线性预测
Transformer	处理大规模数据集的能力较好	硬件要求高且处理小数据集效果差	需要大量标准数据且对水处理异常情况的适应性较差	擅长长期时序数据分析;适用于学习水质变化和设备状态的长期趋势
WRELM	抗噪能力强,计算高效,较强的可解释	对初始参数和超参数较为敏感	使用前需要机理模型的参数调优和约束	独有的增量学习机制和抗噪声能力;适用于进行实时动态监控、水质预测和工艺调节

5.2 增量学习机制设计

为了降低计算开销和解决数字孪生系统中污水处理参数动态适配问题,要基于WRELM构建智慧污水厂元宇宙平台中的增量学习机制。

WRELM在平台中的算法流程如下:

步骤1:历史数据输入。

历史数据集 $D_0=\left\{\left(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{y}_i\right)\right\}_{i=1}^{n_0}$ (1)

初始隐层函数 $\boldsymbol{W}_{\text{in}} \in \boldsymbol{R}^{d \times L}$ (2)

正则化系数 $\lambda=0.1\left\|\boldsymbol{\beta}_{L S}\right\|^{-1}$ (3)

式中: $D_0=\left\{\left(\boldsymbol{x}_i, \boldsymbol{y}_i\right)\right\}_{i=1}^{n_0}$ 为第 n_0 次迭代时的数据集合,

在平台中包含历史数据与新达到样本; $\boldsymbol{x}_i$ 为输入样本向量,在平台中的物理意义为污水处理过程参数,如COD、DO、MLSS等; $\boldsymbol{y}_i$ 为输出目标向量,为需预测的控制目标,如曝气量、加药量等; $\boldsymbol{W}_{\text{in}}$ 为输入层到隐层的权量矩阵; $\boldsymbol{R}$ 为实数集,表示权重值; d 为输入特征数; L 为隐层节点数; $\boldsymbol{\beta}_{L S}$ 为最小二乘解。

步骤2:新批次数据输入 $\left\{\boldsymbol{x}_{\text {new }}, \boldsymbol{y}_{\text {new }}\right\} \circ$

$$\text{数据标准化: } \mathbf{x}_{\text{new}} = \frac{\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu}_{\text{hist}}}{\boldsymbol{\sigma}_{\text{hist}}} \quad (4)$$

式中: $\boldsymbol{\mu}_{\text{hist}}, \boldsymbol{\sigma}_{\text{hist}}$ 为历史数据统计量; $\mathbf{x}_{\text{new}}$ 为新的输入样本特征向量; $\mathbf{y}_{\text{new}}$ 为新的输出目标向量。数据标准化的目的是将数据特征转换到相同的数据尺度下。

步骤3:计算新样本隐层输出。

$$\mathbf{h}_{\text{new}} = g(\mathbf{x}_{\text{new}} \mathbf{W}_{\text{in}} + b) \quad (5)$$

式中: $\mathbf{h}_{\text{new}}$ 为新样本的隐层输出向量; g 为Sidmoid激活函数; $\mathbf{x}_{\text{new}}$ 为新批次样本输入量; $\mathbf{W}_{\text{in}}$ 为输入层到隐层的权重矩阵,代表随机初始化后固定,映射输入特征到隐层空间; b 为隐层偏置向量,代表调节隐层节点激活阈值。

步骤4:更新动态权重。

$$\boldsymbol{\omega}_{\text{new}} = \exp(-\gamma |\mathbf{y}_{\text{new}} - \mathbf{h}_{\text{new}} \boldsymbol{\beta}|) \quad (6)$$

式中: $\boldsymbol{\omega}_{\text{new}}$ 为样本新的权重值; γ 为权重衰减系数,代表控制异常值的敏感程度; $\mathbf{y}_{\text{new}}$ 为新批次真实值; $\boldsymbol{\beta}$ 为输出层权重矩阵,代表连接隐层到输出的线性变换参数。

步骤5:增量更新。

$$\mathbf{K} = \mathbf{H}^T \mathbf{W} \mathbf{H} + \mathbf{h}_{\text{new}}^T \boldsymbol{\omega}_{\text{new}} \mathbf{h}_{\text{new}} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{K}$ 为中间计算矩阵; $\mathbf{H}$ 为隐层输出矩阵,代表输入数据在隐层空间的非线性映射; $\mathbf{W}$ 为动态对角权重矩阵,表征样本重要性,抑制异常值影响。

步骤6:增量求解输出权重:

$$\boldsymbol{\beta}_{\text{new}} = \boldsymbol{\beta} + \mathbf{K}^{-1} \mathbf{h}_{\text{new}}^T \boldsymbol{\omega}_{\text{new}} (\mathbf{y}_{\text{new}} - \mathbf{h}_{\text{new}} \boldsymbol{\beta}) \quad (8)$$

式中: $\boldsymbol{\beta}_{\text{new}}$ 为新的输出权重向量; $\mathbf{K}$ 为中间计算矩阵; $\mathbf{h}_{\text{new}}^T$ 为 $\mathbf{h}_{\text{new}}$ 的转置矩阵; $\boldsymbol{\beta}$ 为旧的输出权重向量。

步骤7:权重矩阵更新:

$$\mathbf{W}_{\text{new}} = \begin{bmatrix} \mathbf{W} & 0 \\ 0 & \boldsymbol{\omega}_{\text{new}} \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中: $\mathbf{W}_{\text{new}}$ 为新的动态权重矩阵; $\mathbf{W}$ 为旧的动态对角权重矩阵。

增量学习机制的设计和使用可将每个输入特征(如曝气量、加药量等)的影响反映到输出结果中,体现单个特征量对预测结果的影响,增强模型的可解释性。

5.3 综合评分与性能对比

选取阜新某AAO工艺污水厂一年的水厂运行数据(2022-08-01日—2023-07-31)对5类典型模型进行基准测试,并构建三维评价空间E用于全面评估模型的适用性。该空间由3个相互正交的维度构成:

$E = \{\text{实时性}(T), \text{精度}(A), \text{可解释性}(I)\}$;为将各维度的实际性能映射到统一的评分空间,需建立相应的约束条件模型。实时性约束评分 T 的计算公式定义:

$$T = \begin{cases} 1, & t \leq 50 \text{ ms} \\ \frac{100-t}{50}, & 50 \text{ ms} < t \leq 100 \text{ ms} \\ 0, & t > 100 \text{ ms} \end{cases} \quad (10)$$

式中: T 为实时性评分,取值范围 $[0, 1]$; t 为模型从接收输入到输出结果的推理时间, ms; 当推理时间 ≤ 50 ms时,实时性最优(评分=1),当推理时间为50~100 ms时,评分线性衰减,当推理时间 > 100 ms时,实时性不达标(评分=0)。

精度约束:

$$A = \exp(-\alpha \cdot \text{MAPE}) \quad (11)$$

式中:

$$\text{MAPE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \bar{y}_i}{y_i} \right| \times 100\% \quad (12)$$

式中: A 为精度评分,取值范围 $[0, 1]$; MAPE为平均绝对百分比误差; y_i 为第 i 个样本真实值; $\bar{y}_i$ 为第 i 个样本预测值; n 为样本总数; α 为精度衰减调节因子(通过网格搜索,确定其最优值为0.15),当MAPE=0时, $A=1$,此时为完美精度,MAPE每增加1%,评分按指数规律衰减,精度衰减因子控制衰减速率。

可解释性约束(采用SHAP值全局重要性评分):

$$I = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m |\phi_j(X_i)| \quad (16)$$

式中: I 为可解释性综合评分,解释性越强则 I 值越大; $\phi_j(X_i)$ 为SHAP值,表示特征 j 对样本 i 预测结果的贡献度,其值 > 0 时提升预测值,其值 < 0 时降低预测值; n 为验证集样本数量; m 为输入特征维度。

综合评分 S 由3个维度的标准化评分加权计算得出:

$$S = \omega_T T + \omega_A A + \omega_I I \quad (17)$$

式中: $\omega_T, \omega_A, \omega_I$ 为对应维度的权重,满足相加为1。假设相对应权重为0.3, 0.4, 0.3, 则有

$$S = 0.3T + 0.4A + 0.3I \quad (18)$$

基于上述评价体系的构建,表2给出了对5类典型模型进行基准测试的性能对比。可知:所构建的WRELM模型不仅具有较好的预测精度,且综合评分显著高于其他模型。

表 2 不同模型基准测试的性能对比
Table 2 Performance comparison of different models' benchmark tests

模型类型	MAPE/%	物理延迟/ ms	可解释性 (MB)	综合评分
PID	18.7	—	0.84	62.4
LSTM	5.2	90	0.32	65.4
XGBoost	7.3	27	0.68	78.3
Transformer	4.8	127	0.25	60.7
WRELM	5.4	18	0.72	83.6

注:测试环境为 Intel Core i9-11900H。

6 结束语

基于数字孪生技术的元宇宙平台框架,通过多模态架构的设计充分融合了虚实交互和数字孪生的技术优势,满足了污水厂在运营管理、工艺优化、降低财政支出以及人员培训等方面的要求。对于推动当前水处理行业数字化转型和智能化发展具有积极作用。此外,开发改进型 WRELM 算法为水处理专用模型的研究提供了参考。未来智慧污水厂元宇宙体系的深入研究和发 展,将打破水处理领域的发展瓶颈,并带来新的创新变革机遇。

参考文献

[1] 张彦. 基于物联网的分布式污水厂智能化集中监控的探索[J]. 中国给水排水, 2019, 35(22): 20-23.
ZHANG Y. Exploration of intelligent centralized monitoring in distributed sewage treatment plants based on the internet of things [J]. China Water Supply and Drainage, 2019, 35(22): 20-23.

[2] 张金松, 李旭, 张炜博, 等. 智慧水务视角下水务数字化转型的挑战与实践[J]. 给水排水, 2021, 47(6): 47-52.
ZHANG J S, LI X, ZHANG W B, et al. Challenges and practices of water industry digital transformation from the perspective of smart water [J]. Water Supply and Drainage, 2021, 47 (6) : 47-52.

[3] 周毅, 熊珍, 吴明明, 等. 铁路桥地下污水处理厂智慧运营管理平台的设计与实现[J]. 环境工程, 2023, 41(11): 148-153.
ZHOU Y, XIONG Z, WU M M, et al. Design and implementation of the smart operation and management platform for railway bridge underground sewage treatment plant [J]. Environmental Engineering, 2023, 41(11): 148-153.

[4] 何家仪. 香港沙头角污水厂扩建工程的智慧管理及信息化建设[J]. 中国给水排水, 2021, 37(2): 72-77.
HE J Y. Smart management and information construction of the Sha Tau Kok sewage treatment plant expansion project in Hong Kong [J]. China Water Supply and Drainage, 2021, 37 (2) : 72-77.

[5] 王松, 刘振. 智慧污水处理厂的内涵与思路[J]. 中国给水排水, 2021, 37(12): 14-18.
WANG S, LIU Z. Connotations and ideas of smart sewage

treatment plants[J]. China Water Supply and Drainage, 2021, 37 (12): 14-18.

[6] 侯立安. 数字化与智能化赋能智慧水务创新发展[J]. 中国科技产业, 2024(6): 1-3.
HOU L A. Empowering smart water innovation development through digitalization and intelligence [J]. China Science and Technology Industry, 2024(6): 1-3.

[7] REN H Q. Scientific and technological innovations of wastewater treatment in China [J]. Frontiers of Environmental Science & Engineering, 2024, 18(6):1-10.

[8] 张晓辉, 谢俊浩, 曹奇光, 等. 智慧污水处理自控系统设计与应用研究[J]. 中国电子科学研究院学报, 2021, 16(1): 27-31.
ZHANG X H, XIE J H, CAO Q G, et al. Design and application research of the smart sewage treatment self-control system [J]. Journal of the China Electronics Technology Group Corporation, 2021, 16(1): 27-31.

[9] 袁健. 基于OPenBIM赋能全地下污水厂数字孪生建设[J]. 中国给水排水, 2024, 40(2): 70-74.
YUAN J. Enabling full underground sewage treatment plant digital twin construction based on OpenBIM [J]. China Water Supply and Drainage, 2024, 40(2): 70-74.

[10] 孙腾, 徐希涛, 刘欣, 等. 基于数字孪生技术的污水处理厂仿真监控设计研究[J]. 环境科学与管理, 2023, 48(8):99-104.
SUN T, XU X T, LIU X, et al. Research on the design of simulation and monitoring system for sewage treatment plants based on digital twin technology [J]. Environmental Science and Management, 2023, 48(8): 99-104.

[11] 周圣文, 郭顺生, 杜百岗, 等. 数字孪生净水厂运维管控一体化平台关键技术及应用[J]. 计算机集成制造系统, 2021.
ZHOU S W, GUO S S, DU B G, et al. Key technologies and applications of the integrated operation and maintenance management platform for digital twin water treatment plants [J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021.

[12] JIANG H, HE Z, LIU S, et al. Intelligent Sewage Treatment Control System Based on Digital Twin [C]//International Conference on Computer Science and its Applications and the International Conference on Ubiquitous Information Technologies and Applications, Springer, Singapore, 2023.

[13] LUMLEY D, WANNINGER D J, Gustafsson I G. Implementing a digital twin for optimized real-time control of Gothenburg's regional sewage system [J]. Water Practice and Technology, 2024, 19(3):657-670.

[14] 赵翠, 孙付增, 刘少博, 等. 基于数字孪生技术的农村供水管理系统框架设计[J]. 人民长江, 2022, 53(4): 226-230.
ZHAO C, SUN F Z, LIU S B, et al. Framework design of rural water supply management system based on digital twin technology [J]. Yangtze River, 2022, 53(4): 226-230.

[15] 马兴冠, 石宏瑀, 王志毅. 智慧污水处理厂的故障诊断及过程控制系统研究[J]. 给水排水, 2022, 58(增刊1): 501-506.
MA X G, SHI H Y, WANG Z Y. Research on fault diagnosis and

- process control system of smart sewage treatment plants [J].
Water Supply and Drainage, 2022, 58(S1): 501-506.
- [16] 马兴冠, 席风祥, 王嘉毅. 基于智慧城市的智慧河流框架研究
[J]. 江苏水利, 2018(6): 30-32.
MA X G, XI F X, WANG J Y. Research on the smart river
framework based on smart cities [J]. Jiangsu Water Resources,
2018(6): 30-32.
- [17] 马兴冠, 高春鑫, 冷杰雯, 等. 智慧河流体系构建及生态评估
管理实现[J]. 中国水利, 2016(12): 5-7.
MA X G, GAO C X, LENG J W, et al. Construction of the smart
river system and implementation of ecological evaluation and
management[J]. China Water Resources, 2016(12): 5-7.