

DOI:10.19853/j.zgjsps.1000-4602.2024.16.002

人工智能赋能城市水环境管理的技术路径探讨

唐思捷^{1,2}, 姜继平¹, 邱勇³, 罗美玉⁴, 杨睿意¹, 王旭⁵,
伏广涛⁶, 王硕², 郑一¹

(1. 南方科技大学 环境科学与工程学院, 广东 深圳 518055; 2. 香港理工大学 土地测量及地理资讯学系, 香港 999077; 3. 清华大学 环境学院, 北京 100084; 4. 深圳市智薯环保科技有限公司, 广东 深圳 518055; 5. 哈尔滨工业大学<深圳> 土木与环境工程学院, 广东 深圳 518055; 6. 埃克塞特大学 水系统中心, 英国)

摘要: 鉴于人工智能(Artificial Intelligence, AI)技术在各行业的蓬勃发展以及国内城市对水环境管理日益增长的需求,系统地梳理、探讨了AI在以“监测-预警-溯源-控制”为基本流程的城市水环境管理体系中发挥的作用。基于AI的代理监测技术、监测网络设计以及动态巡检规划,为水环境监测和水设施检测提供了便利;数据驱动的水环境模型相较于传统模型部署快捷高效,能准确把握水质变异的动态;AI支持的专家系统能有效整合利用环境大数据信息,及时确定污染事件;污水的源头管控是个多目标规划问题,通常使用优化算法进行方案研判;AI对污水处理过程和运行环节进行建模,预测并优化污水处理效率和成本;水环境管控作为一项系统工程,按照“厂、网、河、源”一体化的理念采取系统性治理思路,AI在这类复杂系统中的优势比传统方法更加显著,有助于实现对水环境的精细、综合管控。进一步对AI在城市水环境管理领域的发展,包括如何应用环境大数据、整合数据-物理模型、构建新的研究范式和学科阵营以及开展学科教育等一系列未来愿景进行了讨论。最后,从科学、社会学以及哲学角度指出了该领域将要面对的一系列问题,有待后续进一步深入研究。

关键词: 人工智能; 城市水环境; 智慧水务; 智慧环保; 大数据; 研究范式

中图分类号: TU992 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-4602(2024)16-0008-10

Technical Path of Artificial Intelligence Empowering Urban Water Environment Management

TANG Si-jie^{1,2}, JIANG Ji-ping¹, QIU Yong³, LUO Mei-yu⁴, YANG Rui-yi¹,
WANG Xu⁵, FU Guang-tao⁶, WANG Shuo², ZHENG Yi¹

(1. School of Environmental Science and Engineering, Southern University of Science and Technology, Shenzhen 518055, China; 2. Department of Land Surveying and Geo-Informatics, The Hong Kong Polytechnic University, Hong Kong 999077, China; 3. School of Environment, Tsinghua University, Beijing 100084, China; 4. Shenzhen Zhishu Environmental Technology Co. Ltd., Shenzhen 518055, China; 5. School of Civil and Environmental Engineering, Harbin Institute of Technology <Shenzhen>, Shenzhen 518055, China; 6. Centre for Water Systems,

基金项目: 国家自然科学基金资助面上项目(51979136); 深圳市可持续发展专项(KCXFZ20201221173603009)

通信作者: 姜继平 E-mail: jiangjp@sustech.edu.cn

University of Exeter, UK)

Abstract: In view of the rapid development of artificial intelligence (AI) across various industries and the growing demand for water environment management in China, this paper systematically discussed the role of AI in the urban water environment management, focusing on a basic process of monitoring-early warning-tracing-control. AI-based agent monitoring, monitoring network design and dynamic inspection planning offer enhanced capabilities for water environment monitoring and water facility detection. Compared to traditional models, the data-driven water environment model can be deployed quickly and efficiently, accurately capturing variations in water quality dynamics. AI-supported expert systems effectively integrate and utilize large-scale environmental data to promptly identify pollution events. Source control of sewage presents a multi-objective planning challenge, commonly addressed using optimization algorithms to evaluate schemes. AI models the sewage treatment process and plant operation, to optimize the efficiency and cost-effectiveness. Water environment management should embrace systematic projects aligned with the concept of plant-network-river-source integration. AI offers significant advantages in such complex systems than traditional methods, which is conducive to the fine and comprehensive management of water environment. This paper explores AI's development in urban water environment management, including its application of environmental big data, integration of data with physical models, establishment of new research paradigms and disciplines, and advancements in specialized education. Furthermore, it identifies several challenges in this field from scientific, sociological, and philosophical perspectives, urging further exploration by follow-up researchers.

Key words: artificial intelligence; urban water environment; smart water; smart environment protection; big data; research paradigm

1 研究背景

当前,随着以传感器、互联网为基础的信息技术产业的持续进步,人类有机会依靠机器的力量来实现更全面、更科学的城市水环境监管。

城市水环境一般被定义为一个城市所在的地球表层的空间中水圈的所有水体、水中悬浮物及溶解物,与城市经济系统和人类生活密切相关^[1]。狭义的城市水环境管理主要指对城市内部的河流、湖库及人工管渠内的水体进行水质管控,其概念亦可拓展至给排水管网、污水厂和地表径流。文中主要探讨的是城市化区域内自然或人工水体的社会循环和自然循环,主要聚焦于城市湖库河流和排水管网的水质问题,以及由此衍生的其他环境安全问题。随着我国近年来快速的城市化进程,相关学术研究和业界需求正处于快速增长之中。

人工智能(Artificial Intelligence, AI)通常被视为让机器能够智能运行的方法或技术,现今高度数理统计化的机器学习方法在该领域占据了主导地位,其定义为一个能够从外部数据中学习总结并解

决特定目标和任务的系统^[2]。当前,信息产业蓬勃发展,足够普及的各类传感器能够提供海量的外部环境数据,深度学习算法依赖计算力强大的硬件能够对数据进行精准而深刻的描绘分析,两者组合为人工智能系统的强大学习能力打下了基础,使AI这个并不年轻的概念又重获新生。

在国内近些年的城市化过程中,形成了一套适合我国的城市水环境监管体系即“监测-预报-溯源-控制”(见图1)。具体来说就是对城市水体进行必要的监测以保证对水体环境信息的掌握,使得污染发生时能够快速响应,对相关主体进行预警预报,同时对水环境变化的源头进行精确定位,最终助力制定相应的水环境管控决策,并评估其可能产生的影响。AI在其中的各个环节都能发挥举足轻重的作用,且已有较多成熟案例,是城市水务智能化、信息化的技术基础。基于成熟的城市水环境管理体系,国内很多城市都已经或正在建立各自的水环境管理平台,旨在提供数字化的城市水环境监管信息,并辅助制定水环境管控措施,这也是智慧城

市建设的重要组成部分。

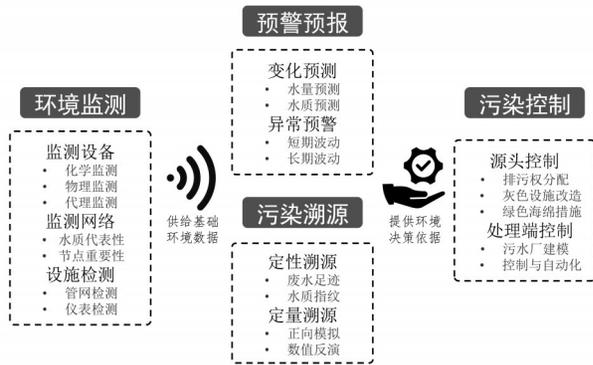


图1 城市水环境管理体系

Fig.1 Urban water environment management system

2 水环境监测与水设施检测

科学是对自然现象进行数理逻辑的推导总结，测量是科学进步的基础，环境信息的监测也是环境科学发展及环境管理的基本条件，AI在水环境监测及水设施检测的软硬件上均能助力。

2.1 监测设备

随着监测传感技术和设备的快速发展，基于深度神经网络的AI技术在时空大数据获取及分析中发挥着越来越重要的作用。目前，AI技术已经被用于原位水质的长期监测，包括使用机器学习算法对传统监测方法的升级，如光谱水质代理监测，对不同物质的光谱特征进行学习以实现水质浓度的预测^[3]，以及基于计算机视觉技术的新监测方法的探索，如使用普通摄像头的实时雨量监测^[4]、使用深度学习实现对藻类的监测^[5]、基于视频图像的溢流堰流量测量等^[6]。同时在大尺度监测领域，遥感技术和AI的结合也得到了大力发展，如基于无人机遥感数据和机器学习算法反演总氮浓度^[7]，以及使用近端遥感和神经网络对TN、TP和COD浓度的预测等^[8]。

2.2 监测网络

监测网络的布设也是影响监测效果的重要因素之一。AI对环境信息的挖掘为网络布设提供了更多信息，同时算法也应用于监测网络的优化设计，使之更加高效。根据设计驱动因素的不同，即设计输入信息的不同，提出的优化方法可以分为两类：一类只考虑水质监测的代表性，另一类基于多种标准，采用自然条件并考虑社会条件^[9]。模糊优化、遗传算法、人工蜂群等算法被用于这些研究，在缺少历史水质数据的情况下基于多标准的优化方

法是设计新的地表水水质监测网络的有效方法之一^[10]。

2.3 设施检测

排水管网是城市中关键的水环境基础设施。下水道检查指对管网的缺陷进行检测识别，防止管网缺陷和错接造成污染。基于视觉的下水道检查技术得到了最广泛、最深入的研究^[11]，包括在实际应用中最普遍的闭路电视技术、下水道扫描与评估技术^[12]，其他视觉方法包括热成像技术和激光轮廓分析，它们分别用于检测热异常和生成管道的3D轮廓。而要对下水道图像进行缺陷监测识别，传统的人工方法效率极低，因此基于计算机视觉的缺陷识别方法得到了大量研究和应用。多种机器学习算法如径向基函数网络、卷积神经网络、支持向量机、随机森林、神经模糊、自组织地图等被用于缺陷分类中^[13]，具备较高的识别率，并极大地减少了人力消耗。

2.4 AI赋能水环境监测

当前，基于光电信号的代理监测技术弥补了某些场景下化学监测难以观测或者达不到观测要求等不足（如高频率、偏远地域），通常还具有低成本、维护损耗低的特点；凭借AI在光电声图像等信号处理中的优势，后续研究进一步融合领域知识有望创造出新型的水环境监测设备和适用于各类水设施的检测工具；在监测网络设计或者动态巡检规划中，可以使用AI辅助参数数据自动提取，通过智能优化算法进行规划设计，使得监测布点的设计定量更加科学化、规范化，提高其准确性和灵活性^[4]（见图2）。

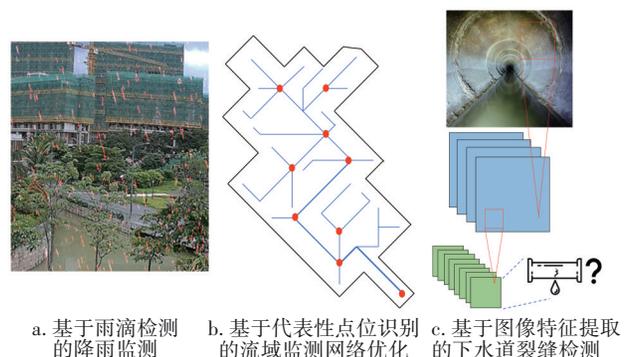


图2 AI赋能水环境监测示例

Fig.2 Scenarios of AI empowering water environment monitoring

3 水质预警预报

通过长期采集的水体水质监测数据,进行实时水质预报以及突发污染预警是城市水环境管理的重要一环。

3.1 变化预测

数据驱动模型通过对已有水质数据的分析学习,以及实时监测数据的同化,能够对一定时间范围内的水质变化进行较为准确的预测。如 Prophet 算法可以捕捉不同时间周期(周、月、年)内水质的变化规律,而且在少量数据缺失的情况下也不影响预测的准确性。Prophet 算法已经在工业产量需求预测中得到应用^[14],在水量与水质预测如水源地湖库富营养化趋势预测、供水系统的细菌和总氯预测中亦具有广阔的应用前景。Sun 等^[15]利用 Prophet 算法提出了污水流量中各组成部分的占比规律,从而制定了污水排放的调度规则。

3.2 异常预警

水质异常指的是水质偏离其正常水平的现象。水质本身在长尺度范围内就具有波动现象,而由人类活动引起的水质短期异常才更值得关注,这类异常的出现频率与正常的水质波动也具有差异。通过大数据分析,AI 算法可以对长周期内水质变化信息实现精准把控,排除离群值对整体规律的影响并将其识别出来。如 Tinelli 等^[16]采用基于 AI 的监测算法预警给水管网中的生物污染,通过使用基于 AI 的模式识别算法,对给水管网中的生物异常进行自动检测和精确可视化。

3.3 AI 赋能预警预报

传感器布设的普及以及采样数据的增加,为基于 AI 开发的异常检测算法提供了大数据来源。未来研究需考虑如何使用 AI 对水环境监测数据流进行实时准确分析,以实现水质信息的全方位把控,补充监测过程中的数据缺失,并对水质的变化及异常做出准确及时的预测。AI 赋能水质预警预报示例如图 3 所示。

近 20 年来,基于人工神经网络、模糊理论、支持向量机等 AI 算法的水质模型相继被提出^[17],这些数据驱动模型在有些情景下比机理模型更具优势,在基于在线监测的数据流处理中发挥了重要作用,因此如何实现 AI 与传统模型的有效结合也是后续研究的重点。

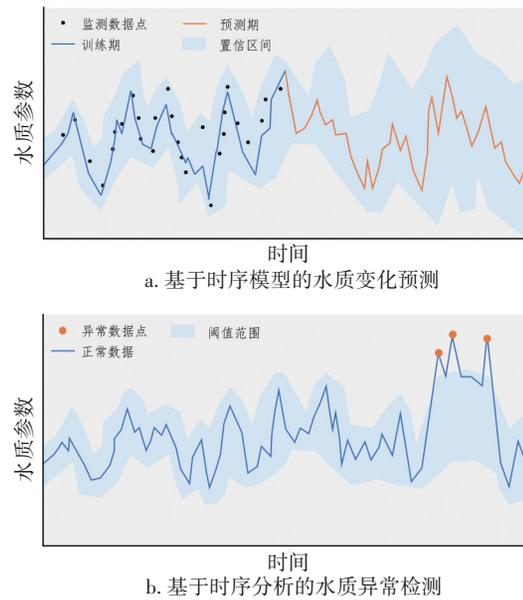


图3 AI 赋能水质预警预报示例

Fig.3 Scenarios of AI empowering prediction/early-warning of water quality

4 水环境污染溯源

污染溯源,即污染发生后,对上下游水质数据进行分析,从而确定污染源的位置及时间信息。

4.1 定性溯源

定性溯源是对污染源进行定性分析描述的过程,利用机器学习算法对水样的荧光图谱进行学习,判断主要污染物类型等。荧光光谱法是一种简单、无试剂、非萃取且灵敏的方法,常结合各类机器学习算法,应用于天然系统中溶解性有机物的表征^[18]。Borisover 等^[19]结合平行因子解析法追踪排放到 Kishon 河下游的工业废水足迹,并确定了废水的主要来源。Dürrenmatt 等^[20]使用自组织地图算法和 Ward 聚类方法组成的两阶段聚类方法对污水处理厂进水处采集的水样进行分析,找到了典型的水样聚类。清华大学研究团队在南方某水体开展了荧光光谱表征的水纹溯源技术的应用研究,在长期监测数据中检测到水质异常并根据匹配算法判定印染废水是主要污染物^[21]。

4.2 定量溯源

对污染源进行的定量计算和分析包括借助各类优化算法进行水质模型的正向模拟用作污染评估,以及数值反演追踪污染源。根据下游监测点的污染物浓度,识别源特征(位置、释放时间和负荷量)的问题可以归类为逆问题。地表水(排水管网

系统可视为简化的地表水系统)污染的数值反演方法主要分为三类:①模拟优化法;②概率方法(贝叶斯法、后向概率法);③数学方法(正则化法、解析法)。模拟优化方法在河流系统中的应用最普遍,它基于污染物运移传输模型与优化算法计算未知的污染源参数。应用于地表水污染源识别的优化算法主要包括遗传算法、蚁群算法、微分进化算法、粒子群算法等。

4.3 AI赋能污染溯源

当前污染溯源对AI的应用仅停留在初级的算法支持,如应用于定性溯源的自组织映射神经网络和定量溯源的优化算法(见图4)。后续研究可集中在框架性专家系统搭建方面,以有效整合物联网的设备数据、环境大数据系统和疑似污染源信息,及时确定污染事件发生位置,调配污染点位周边的战略储备资源,对污染源进行综合治理。这种基于社会复杂结构的专家决策系统,有望建立一个适用性更广、准确性更高的定性定量耦合溯源体系,实现对各类空间尺度、时间尺度下的污染进行溯源分析。

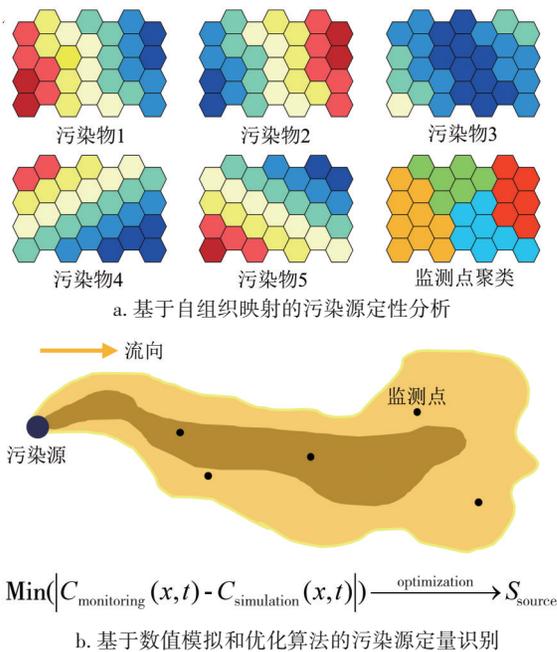


图4 AI赋能水环境污染溯源示例

Fig.4 Scenarios of AI empowering source tracing of water quality

5 水环境污染控制

对城市水环境污染的控制是一项复杂的系统工程,涉及从污染源头到处理终端的一系列过程的

控制。AI在传统的单元化、静态化的规划、设计和运行管理体系中已经被广泛应用,同时也在促进水环境污染控制朝着精细化的动态综合管控继续发展。

5.1 源头控制

排污许可是一种从源头控制固定污染源排放的环境管理制度,而排污权的有效分配和交易涉及多个跨区域的排污、监管主体的非线性系统达到环境-经济效益的最优,离不开模型和算法的帮助。从基础的线性规划、动态规划、非线性规划等确定性方法^[22],到以遗传算法、粒子群算法、蚁群算法、模拟退火等为代表的启发式算法^[23],各类算法已经广泛应用于排污分配中各类单目标/多目标优化案例中,以期达到环境容量的最大利用。

城市水环境的源头控制也包括对传统灰色基础设施的改造,以及海绵城市绿色措施建设等内容。该部分涉及的AI应用主要为使用启发式算法对城市规划进行优化并对建设方案进行评估^[24]。

5.2 处理端控制

污水处理是减少污染、改善水环境的最重要步骤。然而污水处理过程受到多种化学、物理、生物因素的影响,污水处理流程和工艺的复杂性也导致了系统的不确定性增加,提高了受纳水体的环境风险^[25]。

各类机器学习模型(主要为神经网络和决策树以及它们的各类变体)被广泛地应用于模拟污水处理厂中典型污染物在各个环节的处理效果^[26]。使用实验数据进行建模,AI可以较为准确地模拟污水处理过程中各类污染物的处理效率。

此外,基于AI的控制与自动化系统,可以最大限度地从历史数据和操作经验中总结知识,用于辅助指导污水厂的运行管理,以提高其运行效率和稳定性。基于神经网络、强化学习等模型以及借助数据挖掘、模糊控制等手段,可以实现对污水处理过程中曝气、泵水等环节的精确控制,以适应变化的反应条件,在保证处理效果的前提下,达到降低能耗、削减成本^[27]的目的。使用运行数据或实验数据对具体处理环节进行AI建模,模拟其中的生物、物理、化学处理过程,可以进一步评估、预测和诊断污水处理厂的运行状态,提升污水处理能力,如提高曝气效率、控制污泥膨胀、评估膜污染^[28]等。

5.3 AI赋能水环境污染控制

当前服务于水环境污染控制的AI仍部分停留在初级、小范围、短流程中,基于目标优化、黑箱建模等途径,可单独应用于水环境污染的不同环节,典型案例如图5所示。然而,考虑到水环境管控作为一项系统工程,需要从全局的角度进行顶层设计和规划,应该按照“厂、网、河、源”一体化的理念,采取源头、过程、末端相结合的系统治理思路。从包含集水区、污水管网、处理厂和明渠的城市排水综合管控研究^[29],到包含河流湖泊的大流域管控^[30],AI在这类复杂系统中的优势比传统方法更加显著,后续研究需考虑如何使用更复杂的AI决策支持系统助力对大尺度水系统复杂环境的精细、综合管控。

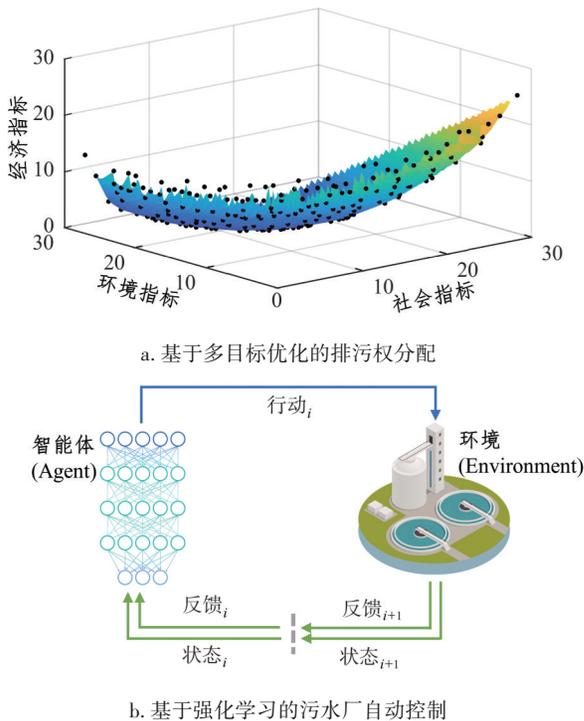


图5 AI赋能水环境污染控制示例

Fig.5 Scenarios of AI empowering pollution control in water environment

6 AI与城市水环境管理的融合

6.1 当前现状

当前,AI主要分为计算机视觉、自然语言处理、专家系统以及算法支持4个领域^[31],其中每个领域都与上述城市水环境管理的4个流程形成了紧密的结合(见图6),但是融合程度各不相同,一些应用是建立在原有水环境管理流程的基础上,为传统管理方法提供了更便捷、更强大的工具辅助,如对监测

网络的优化布局和对水质变化的预警预报等。而另一部分应用则是为传统水环境管理提供了新的方法,开辟了新的途径,如基于计算机视觉的污染物监测和污染溯源分析是难以通过传统管理手段达到的。更有新颖的AI应用跳脱出常规的城市水环境管理思维,如基于对社交网络分析的自然语言处理形成的众包技术,能辅助城市水环境的实时监控和污染溯源,网络舆情分析也为决策者提供了一个更准确、快速的渠道来了解环境管控措施的有效性、合理性。

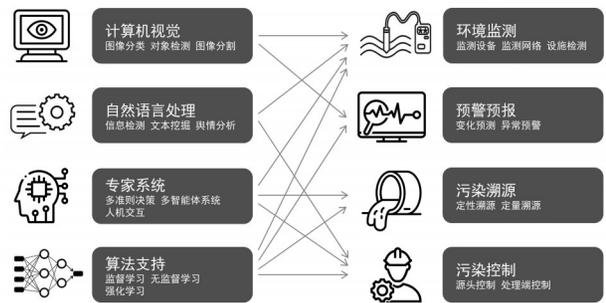


图6 AI各领域在城市水环境管理不同流程的广泛应用

Fig.6 Massive applications of AI in processes of urban water environment management

人类发展的历史也是一部工具进化的历史,AI这一强有力的工具当前仍处于快速发展之中,其在城市水环境管理中的应用前景值得展望。

6.2 数据模型和机理模型的融合

传统的水文、水力、水质模型在城市水环境管理中应用广泛,这些模型或多或少都包含了对真实物理过程的模拟。而AI提供的从大规模真实观测的原始数据中进行无偏见的隐式学习,能发掘旧有知识体系中难以预见的潜在物理模式或科学定理,也被称为第四范式^[32],此类数据驱动模型相较于传统机理模型,部署方便快捷且模拟效果出色。

尽管统计模型可解释性较差,但已有广泛的研究利用现有领域知识,对数据模型结果进行解释,并得到新的科学发现,包括物理、生命科学和环境科学^[33]等领域的各类本构关系和微分控制方程、守恒关系和非线性偏微分方程^[34]的识别提炼。然而,这种方法仍然受到研究人员先验知识的固有限制和偏见的影响,难以发挥数据的真正作用。另一类数据驱动和物理过程耦合建模的方法,根据融合程度和位置的区别,大致有改善参数化、数据模型部

分替代物理模块、数据模型分析物理建模和观测的误差等途径^[35],然而这种“软”耦合与真正的数据-物理模型还有一段距离。基于概率规划和微分编程的方法有望促进AI和物理模型的进一步融合,实现真正的可解释模型^[36],如Jiang等^[37]在流域水文的耦合建模工作对城市水环境建模具有相当大的借鉴作用。

6.3 新的研究范式和学科阵地

AI为城市水环境管理提供了广泛的研究材料和新颖的研究方法,势必会产生一系列有新的物理内涵的指数,有利于更有效地理解和解释领域内的相关问题,例如引进紫外吸光度方法表征有机微污染物的去除效率而形成的UV₂₅₄指数^[38],被广泛应用于水体有机物含量的检测。进一步地,成体系的新指数足以形成一个新的知识概念,助力更准确地表述研究领域内的某个新问题,如近年来兴起的智慧水务、厂-网-河一体化等新概念。这些新概念定义了领域内的特定问题,有助于相关研究群体的形成。

以水信息学^[39](Hydroinformatics)为例,作为一个跨学科交叉领域,水信息学的出现模糊了水科学、数据科学和计算机科学的界限;尽管其起源于计算水力学,但对水循环管理的社会维度的额外关注使其有别于传统的建模决策支持。城市水环境管理则更侧重城市内部的水体系统,关注水环境的工程和管理问题。城市发展的切实需求以及科学进步的自我驱动,AI在与城市水环境管理的结合中不断解决实际问题,也产生了更多的问题,这种螺旋上升的趋势有助于该领域形成独特的学科内核,从而产生新的交叉领域学科。横向来看,国内类似的相关产业也在经历同样的发展道路,如智能矿山、智能运载系统、智能制造系统、智能与仿生材料等。而环境工程、水务管控领域提出的数字水务、环境智能等概念也正处在萌芽阶段,有待进一步发展。

6.4 需求导向的学科教育

教育政策对新学科的发展也至关重要。根据重庆大学针对给排水科学与工程专业毕业生就业单位展开的调研统计^[40],43.8%的受访人员认为行业当前的瓶颈为知识结构和专业的结合、智慧型人才的培养以及信息数字化的应用,超过90%的受访单位认为专业工作将会涉及人工智能。截至目前,

水科学领域乃至环境科学和地球科学领域都缺乏系统性的AI教育,相关领域的学生通常需要自学AI相关知识才能开展研究,并且即便是资深研究人员通常也只是能够使用基于Python、R或者MATLAB的AI工具库,而缺乏对代码内部深层次原理的理解,更不了解AI与领域知识的互动是否会产生意料之外的结果。毫无疑问,城市水环境与AI的结合需要培养同时具有良好AI知识素质的新型研究人员,才能切实推动学科的发展。

7 还需要关注的问题

在面对这个充满无限可能的领域规划美好未来的同时,也需要时刻警惕脚下的路并不平坦,需要关注的问题还很多。

7.1 AI的数据依赖

无处不在的传感器能实时获取详尽的水环境数据,然而真正的信息隐藏在数据的背后,如何对水环境大数据进行挖掘是需要面对的第一个难题。水环境数据不同于常见的非结构化大数据(视频、音频、图像等),数据挖掘的方法也不能照搬传统方法。因此有必要开发特殊的机器学习算法,挖掘大规模水环境数据中隐藏的未知特征,推进对水科学的理解。

另一方面,尽管水行业现有的数据体量相较于历史已经是空前的,然而横向比较仍不能真正算作“大数据”。如何借助AI扩大水环境信息的来源也是重要的课题,其中众包技术被认为是一种可靠的数据来源^[41],尤其是对于成本高昂的水质数据,新的众包来源或许会诞生新的研究方法。此外,大尺度数据集的缺乏也导致当前水行业AI泛用性的问题。数据驱动模型一旦在区域性训练集上过度拟合,就很难应用于其他地区。如何将模型在小样本且有偏的数据集中训练好,涉及专业知识与算法的进一步结合。

以深度神经网络为代表,这类黑箱模型存在解释性的难题,在水务行业这类社会基础设施领域的应用会带来信任度问题——即公众需要了解决策制定的理由。因此,如何融合数据模型和机理模型,选取两者的优点,也是接下来无法绕开的研究课题。

7.2 社会学视角的融合

AI对数据的依赖在社会学层面上也引出两个重要的问题:一是个人层面的人权与隐私权,二是

国家层面的数据主权和公共安全。

随着各种智能传感器和智能仪表的广泛普及,大型综合水务公司现在能够实现对从供水源头到消费者水龙头最后到污水处理厂的全产业链实时监控。政府和公共事业单位可以利用水务信息评估并优化系统,支持决策制定。但是对于个体而言,用水数据也是个人数据的一部分,需要得到保护。相关基于个人用水数据衍生的技术和服务在隐私和数据保护方面的法律考量,当前亦鲜有文献报道,需要对这些技术的伦理依据重新理解、阐述并适应^[42]。

另一方面,AI对数据的依赖使得数据成为最重要的资源,而掌握“数据霸权”的产业、地区或国家有可能对集体安全造成威胁。水行业作为支撑社会运行的基础设施,其数据安全性也应得到重视,相关数据保护条例的拟定,一方面能保障社会的公共安全,另一方面也能明确学术共同体在相关研究的数据使用边界。除此之外,依托“数据霸权”产生的巨型互联网托拉斯,凭借其数据资源的优势,已经深度渗透水务等传统行业,并有望借此持续扩大信息差重塑行业生态。作为社会基础的水行业,需要认真考虑如何调整治理体系来应对这种冲击。

7.3 科技哲学的思考

当前的弱人工智能大部分还需要领域内的知识图谱来构建规范性的数据结构,即本体(Ontology),才能实现AI的应用。本体的构造来自于人类的经验知识,在复杂的实际工程问题中,这种过程通常繁琐且复杂,阻碍了AI技术的进一步融合。尽管类似于GPT-3^[43]这类无监督学习模型已经达到相当高的可用度,但是水科学这种跨多学科领域在短时间内还很难诞生出如此庞大的神经网络结构。此外,对水环境控制的限度也是个问题,水环境作为一个非线性系统,同时拥有众多的边界条件和非人为因素,对环境系统的整体认知也还不够完善。在此基础上,是否有必要且有能力去解决一些大环境系统的问题是值得思考的另一个方向。

8 结语

目前,城市水环境管控正迎来重大历史机遇,AI和信息与通信技术(Information and Communications Technology, ICT)、运营技术(Operation Technology, OT)联合赋能有望更高效、更精准、更科学地实现对城市水环境管理的业务指导和决策支持,有效增强

城市公共服务和管理能力,保护生态环境。

由于AI赋能具有广泛的融合性、范式的颠覆性、显著的边际效益等,整体来说水行业工业界对AI技术的热情要早于学术界,可以说在一定程度上工业界领跑学术界,这符合企业家对水价值链增加的巨大需求,也与AI整个领域在前几年的发展规律相一致。而近一两年,AI领域出现了科学家从工业界回归学术界的现象,有待孕育新的技术内核。而AI技术扩散到具体工业行业后,目前还在融合发展中,后续也非常可能在水务工程和环境工程领域出现学术界引领工业界的景象。

致谢:感谢北京大学刘永教授关于水环境精准控制观点的讨论,清华大学董欣副教授关于数字水务观点的讨论,以及国际水协会IWA李涛博士关于水务数字化的讨论。

参考文献:

- [1] MARSIALEK J, CISNEROS B J, KARAMOUZ M, *et al.* Urban Water Cycle Processes and Interactions: Urban Water Series-UNESCO-IHP [M]. London: CRC Press, 2008.
- [2] KAPLAN A, HAENLEIN M. Siri, Siri, in my hand: who's the fairest in the land? on the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence [J]. *Business Horizons*, 2019, 62(1): 15-25.
- [3] LEPOT M, TORRES A, HOFER T, *et al.* Calibration of UV/Vis spectrophotometers: a review and comparison of different methods to estimate TSS and total and dissolved COD concentrations in sewers, WWTPs and rivers [J]. *Water Research*, 2016, 101: 519-534.
- [4] JIANG S J, BABOVIC V, ZHENG Y, *et al.* Advancing opportunistic sensing in hydrology: a novel approach to measuring rainfall with ordinary surveillance cameras [J]. *Water Resources Research*, 2019, 55(4): 3004-3027.
- [5] 张志栋. 深度学习在水体藻类实时监测中的应用 [D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2020.
ZHANG Zhidong. Application of Deep Learning in Real-time Monitoring of Algae in Water Bodies [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2020 (in Chinese).
- [6] KHORCHANI M, BLANPAIN O. Free surface measurement of flow over side weirs using the video monitoring concept [J]. *Flow Measurement and Instrumentation*,

- 2004, 15(2): 111–117.
- [7] JIANG Q O, XU L D, SUN S Y, *et al.* Retrieval model for total nitrogen concentration based on UAV hyper spectral remote sensing data and machine learning algorithms—a case study in the Miyun Reservoir, China [J]. *Ecological Indicators*, 2021, 124: 107356.
- [8] SUN X, ZHANG Y L, SHI K, *et al.* Monitoring water quality using proximal remote sensing technology [J]. *Science of the Total Environment*, 2022, 803: 149805.
- [9] JIANG J P, TANG S J, HAN D W, *et al.* A comprehensive review on the design and optimization of surface water quality monitoring networks [J]. *Environmental Modelling & Software*, 2020, 132: 104792.
- [10] PÉREZ C J, VEGA-RODRÍGUEZ M A, REDER K, *et al.* A multi-objective artificial bee colony-based optimization approach to design water quality monitoring networks in river basins [J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 166: 579–589.
- [11] LIU Z, KLEINER Y. State of the art review of inspection technologies for condition assessment of water pipes [J]. *Measurement*, 2013, 46(1): 1–15.
- [12] HAURUM J B, MOESLUND T B. A survey on image-based automation of CCTV and SSET sewer inspections [J]. *Automation in Construction*, 2020, 111: 103061.
- [13] HASSAN S I, DANG L M, MEHMOOD I, *et al.* Underground sewer pipe condition assessment based on convolutional neural networks [J]. *Automation in Construction*, 2019, 106: 102849.
- [14] GUO L, FANG W G, ZHAO Q H, *et al.* The hybrid PROPHET–SVR approach for forecasting product time series demand with seasonality [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2021, 161: 107598.
- [15] SUN Y, HU X C, LI Y, *et al.* A framework for deriving dispatching rules of integrated urban drainage systems [J]. *Journal of Environmental Management*, 2021, 298: 113401.
- [16] TINELLI S, JURAN I. Artificial intelligence-based monitoring system of water quality parameters for early detection of non-specific bio-contamination in water distribution systems [J]. *Water Supply*, 2019, 19(6): 1785–1792.
- [17] TIYASHA, TUNG T M, YASEEN Z M. A survey on river water quality modelling using artificial intelligence models: 2000–2020 [J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 585: 124670.
- [18] STEDMON C A, MARKAGER S, BRO R. Tracing dissolved organic matter in aquatic environments using a new approach to fluorescence spectroscopy [J]. *Marine Chemistry*, 2003, 82(3/4): 239–254.
- [19] BORISOVER M, LAOR Y, SAADI I, *et al.* Tracing organic footprints from industrial effluent discharge in recalcitrant riverine chromophoric dissolved organic matter [J]. *Water, Air, & Soil Pollution*, 2011, 222: 255–269.
- [20] DÜRRENMATT D J, GUJER W. Identification of industrial wastewater by clustering wastewater treatment plant influent ultraviolet visible spectra [J]. *Water Science & Technology*, 2011, 63(6): 1153–1159.
- [21] 吕清, 顾俊强, 徐诗琴, 等. 水纹预警溯源技术在地表水水质监测的应用 [J]. *中国环境监测*, 2015, 31(1): 152–156.
- LÜ Qing, GU Junqiang, XU Shiqin, *et al.* Application of pre-warning and pollution source identification technique based on fingerprint in water quality monitoring of surface water [J]. *Environmental Monitoring in China*, 2015, 31(1): 152–156 (in Chinese).
- [22] CARMICHAEL J J, STRZEPEK K M. A multiple-organic-pollutant simulation/optimization model of industrial and municipal wastewater loading to a riverine environment [J]. *Water Resources Research*, 2000, 36(5): 1325–1332.
- [23] HASANZADEH S K, SAADATPOUR M, AFSHAR A. A fuzzy equilibrium strategy for sustainable water quality management in river–reservoir system [J]. *Journal of Hydrology*, 2020, 586: 124892.
- [24] TANG S J, JIANG J P, SHAMSELDIN A Y, *et al.* Comprehensive optimization framework for low impact development facility layout design with cost–benefit analysis: a case study in Shenzhen City, China [J]. *ACS ES & T Water*, 2022, 2(1): 63–74.
- [25] ZHAO L, DAI T J, QIAO Z, *et al.* Application of artificial intelligence to wastewater treatment: a bibliometric analysis and systematic review of technology, economy, management, and wastewater reuse [J]. *Process Safety and Environmental Protection*, 2020, 133: 169–182.
- [26] VAKILI M, MOJIRI A, KINDAICHI T, *et al.* Cross-linked chitosan/zeolite as a fixed-bed column for organic micropollutants removal from aqueous solution, optimization with RSM and artificial neural network [J].

- Journal of Environmental Management, 2019, 250: 109434.
- [27] BOZKURT H, VAN LOOSDRECHT M C M, GERNAEY K V, *et al.* Optimal WWTP process selection for treatment of domestic wastewater—a realistic full-scale retrofitting study [J]. Chemical Engineering Journal, 2016, 286: 447–458.
- [28] HAMED I H, EHTESHAMI M, MIRBAGHERI S A, *et al.* New deterministic tools to systematically investigate fouling occurrence in membrane bioreactors [J]. Chemical Engineering Research and Design, 2019, 144: 334–353.
- [29] SWEETAPPLE C, ASTARAIE-IMANI M, BUTLER D. Design and operation of urban wastewater systems considering reliability, risk and resilience [J]. Water Research, 2018, 147: 1–12.
- [30] FU G T, BUTLER D, KHU S T. Multiple objective optimal control of integrated urban wastewater systems [J]. Environmental Modelling & Software, 2008, 23 (2): 225–234.
- [31] WAH B W, HUANG T S, JOSHI A K, *et al.* Report on workshop on high performance computing and communications for grand challenge applications: computer vision, speech and natural language processing, and artificial intelligence [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 1993, 5(1): 138–154.
- [32] HEY T, TANSLEY S, TOLLE K M. The Fourth Paradigm: Data-intensive Scientific Discovery [M]. USA: Microsoft Research, 2009.
- [33] LOKERS R, KNAPEN R, JANSSEN S, *et al.* Analysis of Big Data technologies for use in agro-environmental science [J]. Environmental Modelling & Software, 2016, 84: 494–504.
- [34] RAISSI M, PERDIKARIS P, KARNIADAKIS G E. Physics-informed neural networks: a deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations [J]. Journal of Computational Physics, 2019, 378: 686–707.
- [35] REICHSTEIN M, CAMPS-VALLS G, STEVENS B, *et al.* Deep learning and process understanding for data-driven Earth system science [J]. Nature, 2019, 566 (7743): 195–204.
- [36] GHAMRANI Z. Probabilistic machine learning and artificial intelligence [J]. Nature, 2015, 521 (7553): 452–459.
- [37] JIANG S J, ZHENG Y, SOLOMATINE D. Improving AI system awareness of geoscience knowledge: symbiotic integration of physical approaches and deep learning [J]. Geophysical Research Letters, 2020, 47 (13): e2020GL088229.
- [38] BAHR C, SCHUMACHER J, ERNST M, *et al.* SUVA as control parameter for the effective ozonation of organic pollutants in secondary effluent [J]. Water Science & Technology, 2007, 55(12): 267–274.
- [39] MAKROPOULOS C, SAVIĆ D A. Urban hydroinformatics: past, present and future [J]. Water, 2019, 11 (10): 1959.
- [40] 曾晓岚, 崔福义, 时文歆, 等. 人工智能+给排水科学与工程专业复合型人才的行业需求调研 [J]. 中国给水排水, 2021, 37(24): 11–16.
- ZENG Xiaolan, CUI Fuyi, SHI Wenxin, *et al.* Investigation of industry demand for integrated talents of artificial intelligence+water supply and drainage science and engineering [J]. China Water & Wastewater, 2021, 37(24): 11–16 (in Chinese).
- [41] ZHENG F F, TAO R L, MAIER H R, *et al.* Crowdsourcing methods for data collection in geophysics: state of the art, issues, and future directions [J]. Reviews of Geophysics, 2018, 56(4): 698–740.
- [42] STEWART R A, NGUYEN K, BEAL C, *et al.* Integrated intelligent water–energy metering systems and informatics: visioning a digital multi-utility service provider [J]. Environmental Modelling & Software, 2018, 105: 94–117.
- [43] BROWN T B, MANN B, RYDER N, *et al.* Language models are few-shot learners [C]//LAROCHELLE H, RANZATO M, HADSELL R, *et al.* Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems. USA: Curran Associates Inc., 2020: 1877–1901.

作者简介:唐思捷(1996–),男,四川达州人,博士研究生,主要研究方向为水文学科中人工智能的应用。

E-mail:jesse.tang@connect.polyu.hk

收稿日期:2022-06-07

修回日期:2022-10-22

(编辑:丁彩娟)