the international water association



人工智能
赋能数字水务

When Water Meets AI

Baidu 百度

人工智能
赋能数字水务

When Water Meets AI

本报告由国际水协会（IWA）和百度公司（Baidu）共同编制。
报告主要作者：

苏春阳 国际水协会全球水科技信息高级专员
李　涛 国际水协会全球水科技信息总监

姜梦兰 百度智能云战略行业资深解决方案工程师
申田田 百度智能云战略行业资深解决方案工程师
相始林 百度智能云战略行业资深解决方案工程师
马　蕊 百度智能云战略行业资深解决方案工程师
吴学义 百度智能云战略行业解决方案总监

序言

数字化正改变着人类的生产和生活方式，水务行业的数字化变革也正如火如荼。作为水务行业的积极参与者和推动者，国际水协会一直致力于帮助全球水务行业推进数字化进程，鼓励水务行业采用更加智慧的方式提供更高效的水务服务和管理工作。

国际水协会通过引导全球水务机构主动应对气候变化，深入挖掘客户需求，积极响应监管要求，努力提高绩效表现，来保证所提供服务的效率和可靠性，并强调人工智能可为之提供切实可行、效果明显的实用方案。

百度是拥有强大互联网基础的领先 AI 公司，自主创新研发了 AI 芯片和深度学习开源框架，以及语音识别、知识图谱、自然语言处理等人工智能技术和产品服务，致力于技术创新与产业革命的深度融合，助力各个行业的数字化升级与智能化改造。

水务与人工智能相结合会碰撞出怎样的火花?

本报告书由国际水协会和百度共同撰写，以人工智能赋能水务行业的国内外案例分析为重点，从水务行业数字化转型的重要趋势和使命着笔，深入探讨人工智能在水务行业价值链上发挥的重要作用。百度凭借其在专业领域的深厚积累，详细解读人工智能顶层规划和总体架构。国际水协会通过对不同应用场景的分析，以更加通俗易懂的语言为读者提供人工智能赋能水务行业的解决方案思路及案例研究。

水务数字化变革势在必行，人工智能将为这一转型助力赋能，为守护“绿水青山”保驾护航。

目 录

【目录】

一 | 水务发展新挑战 01

(一) 水务行业面临的新挑战 01
1.1 水资源短缺 01
1.2 气候变化 01
1.3 基础设施老化 02
1.4 资金短缺 02
(二) 水务行业的数字化转型 04
2.1 数字化趋势 04
2.2 发展现状 04
2.3 广阔市场 05
2.4 政策激励 06
2.5 发展壁垒 08

二 | 人工智能赋能水务数字化 09

(一) 如何“赋能” 10
(二) 发展趋势 12

三 | 基于人工智能的解决方案 13

(一) 顶层规划 13
(二) 总体架构 13
(三) 典型应用案例 14
3.1 水资源优化调度 14
3.2 水处理厂运维 16
3.3 管网运维 21
3.4 城市雨洪管理 28

四 | 建设路径及实施方法 31

(一) 制定战略 31
1.1 数字愿景 31
1.2 文化结构 31
1.3 资金模式 32
1.4 机会评估 32
1.5 人才吸引 32
(二) 实施路径 32
2.1 搭建“信息化底座” 32
2.2 打破信息孤岛 33
2.3 保障网络安全 33
2.4 提高数据质量 34
2.5 加强分析预测 34
2.6 实现人机决策 34
2.7 建立知识体系 34

五 | 结语 35

一、水务发展新挑战

（一）水务行业面临的新挑战

1.1 水资源短缺

回首2020年，突如其来的新冠疫情肆虐全球，来势汹汹的病毒大流行不仅为我们敲响生态保护危机防范的警钟，也让我们充分认识到环境，尤其是水环境卫生在疾病防控中的重要意义。当今人口迅速增长，尽管获取清洁饮用水和卫生设施的机会大大增加，但仍有数十亿人无法获得安全的饮用水，超过6亿人基本卫生设施无法得到保障[1]。随着全球城镇化进程加剧，预计到2030年，全球将有39亿人面临水资源短缺[2]（图1）。根据联合国发布的《世界水发展报告2020》[3]，在过去100年中，全球用水量增长了六倍，而这个数据仍在以每年约1%的速度持续增长。

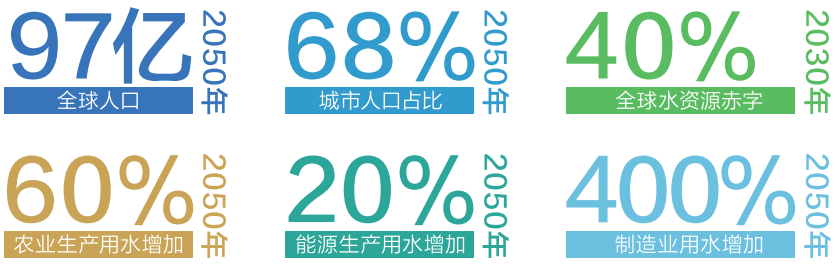


图 1 水资源短缺：全球人口增长和用水需求增加 数据来源：联合国相关报告

1.2 气候变化

受气候变化、突发性极端水文事件不可预测的影响，水资源作为人类健康、粮食安全、能源生产、工业发展等多领域的根基，正遭受着来自各方面的挑战。气候变化不仅会加剧水资源短缺，破坏流域规划，也会给目前水资源依然丰富的国家和地区造成风险。极端水文事件，如强降雨、持续性干旱、热浪等，则会进一步加剧水资源所面临的挑战。斯坦福大学最新研究[4]表明，在1988年至2017年的三十年间，美国因洪灾造成的经济损失约有1990亿美元；由于强降雨事件频发造成的经济损失总计近750亿美元。中科院大气物理研究所对全球变暖趋势下中国21世纪的极端降水变化进行了研究，结果[5]表明从2008年到2098年，中国极端降水长期呈增加趋势，21世纪末期中国将面临更为严峻的极端降水事件。

1. UNICEF&WHO. (2019). Progress on household drinking water, sanitation and hygiene 2000-2017: Special focus on inequalities. UNICEF.
2. UN. (2015). The United Nations World Water Development Report 2015: Water for a Sustainable World. UNESCO.
3. UN. (2020). the United Nations World Water Development Report 2020: Water and Climate Change. UNESCO.
4. Davenport, F., Burke, M., & Diffenbaugh, N. (2021). Contribution of historical precipitation change to US flood damages. Proceedings of the National Academy of Sciences, 118(4).
5. Qin, P., Xie, Z., Zou, J., Liu, S., & Chen, S. (2021). Future Precipitation Extremes in China under Climate Change and Their Physical Quantification Based on a Regional Climate Model and CMIP5 Model Simulations. Advances in Atmospheric Sciences.

1.3 基础设施老化

随着世界人口数量增长，全球用水需求不断增加，在加剧水资源短缺风险的同时，也加剧了水基础设施面临的压力。许多国家和地区，供水基础设施已无法应对不断增长的需求。美国自来水协会（AWWA）在2012年出具的报告[6]中曾指出，从2010年到2035年的25年间，美国为解决供水基础设施老化问题预计需要花费1万亿美元，这其中不包括新基础设施建设和饮用水厂的例行整修。在欧洲，部分地区供水管网使用寿命已超过100年，公用事业估计每年需要花费200亿欧元对供水管网进行升级维护。目前，中国上海老旧供水管网大约有9000公里，部分管网服务年限已超过50年；中国香港曾在2000年至2015年期间替换修复了近3000公里的供水干管，才将每年爆管事件由原先的2500起降低至目前的40起[7]。

1.4 资金短缺

水务行业可持续发展与城市化发展进程及区域经济增长水平密切相关。资金支持力度不足将严重制约供水和卫生设施普及，影响水务行业可持续发展。保障供水基础设施有效维护的主要资金来源于城市水费缴纳。价格作为反映市场供求关系最直接、最灵敏的信号，是调整平衡各方面利益关系最有效的手段。世界各地水费水平是国家经济发展和水资源管理的综合产物，其差异性体现了费率结构的不同（图2），以及各地需求和投资的对比[8]。

水价制定一般根据成本回收、合理利润、用户参与以及居民承受能力等原则而定[9]。发达国家的水价构成大体分为供水水价、污水处理费以及其他费用。供水水价和污水处理费主要由两部分构成，一部分为固定费用，主要反映供水/排水成本，另一部分为变动费用，反映用户的用水量/排污量。丹麦作为平均水费水平最高的国家之一，其供水水价除了固定费用和变动费用外，还增收了饮用水增值税[10]。

6. AWWA. (2012). Buried No Longer: Confronting America's Water Infrastructure Challenge.
7. WSD. (2019). Water Loss Management. Retrieved from: https://www.wsd.gov.hk/en/core-businesses/operation-and-maintenance-of-waterworks/reliable-distribution-network/index.html.
8. 世界资源研究所. (2019). 基于水压力的水价、资源税与绿色发展项目报告.
9. 刘世庆, & 许英明. (2012). 我国城市水价机制与改革路径研究综述. 经济学动态.
10. IWA. (2017). Total Charges for The Capitals In 2017 For A Consumption Of 100 M³. Retrieved from: http://waterstatistics.iwa-network.org/graph/16.

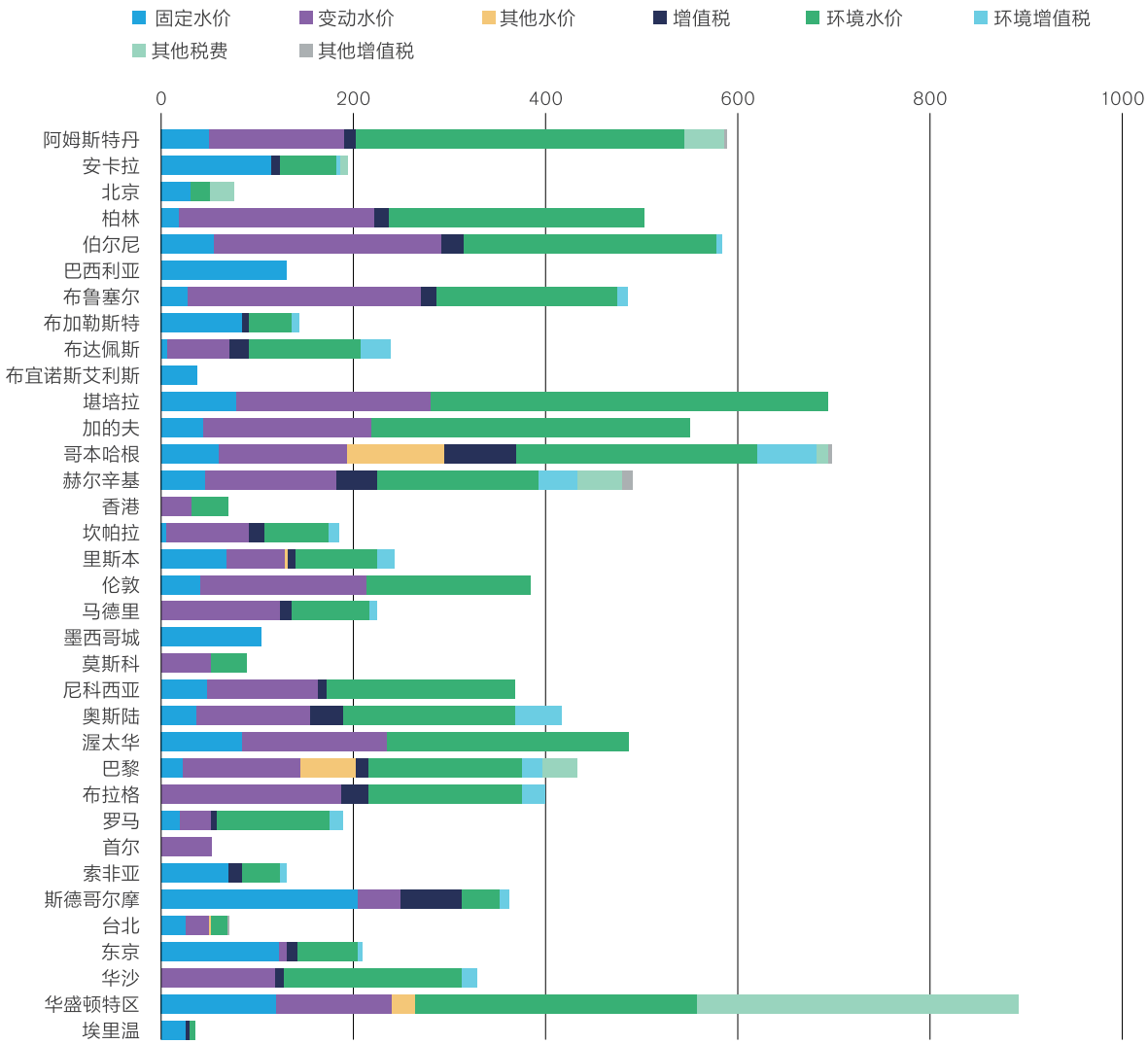


图 2 全球主要城市水费及构成（以每100立方米美元计） 来源：IWA, 2017

世界银行政策研究工作文件[11]曾指出，全球平均只有30%的公用事业单位（发达国家50%的公用事业单位）能够产生足够的收入覆盖其所有费用，并支持资产的运营维护。据中国城镇供排水协会2018年对全国约600家供水企业的调查统计[12]，超过40%的供水企业处于亏损状态。如何在投资成本有限的情况下提高基础设施的运维和管理效率，是水务公司亟待解决的重要问题。

保障水安全与质量是人类发展的根本。联合国可持续发展目标SDG6[13]中提出：到2030年，实现全球安全可负担饮用水、污水处理和个人卫生服务的提供。但面对上述挑战，构建行之有效的实施路径和解决方案依旧困难重重。数字技术，特别是信息技术和人工智能的飞速发展，为实现联合国可持续发展目标，保障水量与水质、识别风险、优化基础设施管理、保护流域生态安全等方面，提供了新的思路与方法[14]。

11. Komives, K., Halpern, J., Foster, V., & Abdullah, R. (2006). The Distributional Incidence of Residential Water and Electricity Subsidies. World Bank.
12. 高伟, 章林伟, & 刘锁祥. (2020). 浅析城市供水行业存在问题、发展趋势与立法建议. Retrieved from 中国城镇供水排水协会: http://www.cuwa.org.cn/yuqingfenxi/4470.html.
13. UN. (2015). Goal 6: Ensure access to water and sanitation for all. Retrieved from United Nations: https://www.un.org/sustainabledevelopment/water-and-sanitation/.
14. 王旭, 王钊越, 潘艺蓉, 罗雨莉, 刘俊新, & 杨敏. (2020). 人工智能在21世纪水与环境领域 应用的问题及对策. 中国科学院院刊, 35(9).

（二）水务行业的数字化转型

2.1 数字化趋势

水务部门在当下和未来都面临着巨大挑战，而数字化已成为直面解决这些挑战的有效手段。纵然我们无法精准预测未来，但可以根据过去发生的事件和当前状态，推断可能面临的风险和潜在压力，预测未来发展趋势，设想解决方案。对于水务行业，我们可以基于数据驱动决策，分析指导运营。

数字化已被视为高效处理日益复杂的供、排水问题并从现有处理基础设施中获得最大价值的关键工具。尽管水务数字化转型可能会暂时落后于某些行业，但仍能通过物联化、互联化和智能化带来巨大效益和机遇。水务行业已采用物联网和传感器系统，可基于多源数据创建多层次水系统整体视图[15]。水务互联化意味着高效的信息共享与各部门间的有效协作，而智能化则是利用信息挖掘和分析预测技术对收集到的数据进行识别和学习，探索趋势和热点，进行决策辅助。

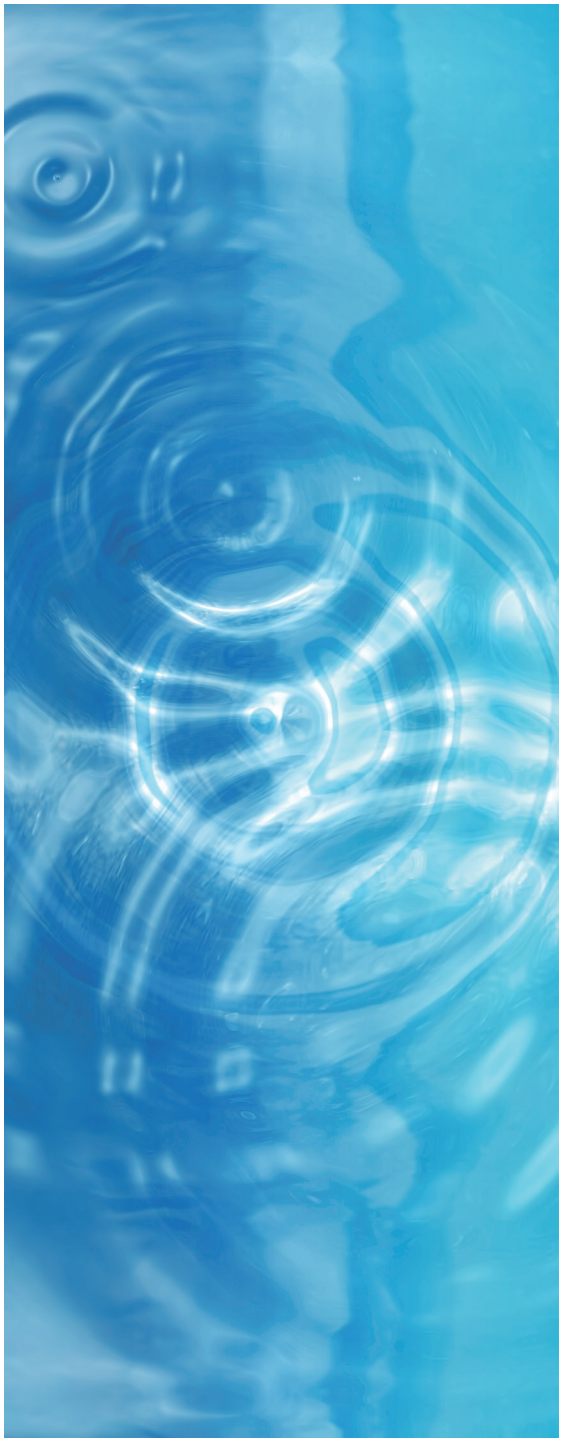
水务行业数字化进程随着基础设施复杂性的增加而变得更加困难。水务机构需要集成和管理水务相关信息，使员工从有效信息流和解决方案中获得最大价值，推动机构的数字化转型。不仅公共部门可通过提高对供水、用水量和水质的认知，更好地为公共政策和投资提供依据，私营部门也可以在其产品设计、运营和供应链（例如节水器具、洗衣机等）中更加有效地利用水资源。

2.2 发展现状

数字化思维正在以前所未有的方式改变水行业及其与客户和供应链的交互方式。放眼全球，多样化的水务数字化概念不断进入大众视野，包括数字水务、智慧水务或者水务4.0[16, 17]。虽叫法不一，但其核心一致，可广义地定义为以自动化和数字化为核心的整体解决方案。方案依托先进的数字技术和平台，帮助水务行业管理者在整个水价值链上进行更有效地统筹，适时做出最佳决策，从而实现更加安全、高效和具有韧性的水未来。

发达国家水务行业数字化转型起步较早，经过长期的探索历程，目前发展相对系统全面。在受益于健全的软硬件基础建设及丰富管理经验的同时，也更加注重机构自身数据的采集、挖掘、分析和应用。海外水务机构，如新加坡公共事业局（PUB）及英国联合水务（United Utilities），通过布设大量传感器采集生产运营中的数据，并整合建立相应数据库[18]。同时，发达国家的水务机构非常重视与高校的联合研究，例如欧盟资助的iWIDGET项目[19]，通过联合水务公司、高校和软件公司，基于新型ICT技术进行综合水量供需管理以提高用水效率。

15. IBM商业价值研究院. (2013). 保卫未来：为什么要实施智慧的水管理.
16. Sarni, W., White, C., Webb, R., Cross, K., & Glotzbach, R. (2019). Digital Water: Industry leaders chart the transformation journey. IWA.
17. GWP. (2017). Water 4.0. German Water Partnership.
18. 谢丽芳, 邵煜, 马琦, 张金松, & 张土乔. (2018). 国内外智慧水务信息化建设与发展. 给水排水, 44(11).
19. iWIDGET. (2012). iWIDGET Project Overview. Retrieved from iWIDGET: http://www.i-widget.eu/project/project-overview.html.



数字水务发展大体可分为三个阶段：

- 水务自动化阶段 —— 以自动化控制为核心，着眼于工艺优化以及生产效率的提升
- 水务信息化阶段——基础设施的信息化建设（基础物联网、SCADA系统、管网模型等），以及信息化业务应用系统的模块建设。例如，分区计量管理、基于GIS的移动巡检系统等
- 水务智慧化阶段——物联网、智能传感、大数据、云计算、人工智能等技术的综合应用。整合多源多维度数据，建立数据中心和数字化运营中心以支持智慧决策

近年来，中国相关部门积极出台一系列政策，为数字水务体系发展提供强有力的支撑。在政策加持和驱动下，部分头部企业在（污）水厂数字化、业务信息化、管理智能化等板块积极布局。设备供应商积极为自身产品和解决方案增添数字元素，如智能监测传感器、智能水表等。与此同时，信息技术和互联网企业纷纷组建数字水务团队，发挥物联网、人工智能等数字技术的动能，推动水务行业数字转型[20]。目前，中国大部分水务机构都还处于布局和技术爬坡阶段，即重点完善底层数据收集与监控。由于基础设施信息化建设不完善而导致的数据缺失、质量不高等问题，将影响和限制系统的应用；数据缺失或者数据不精准，计算机模型系统不能发挥应有作用，将无法实现基于数据的智慧决策[21]。部分智慧平台其实并不“智慧”，仅能实现数据可视化。真正的智慧平台应基于统一的数据中心，通过对海量数据的实时分析处理，获得有价值的信息或见解，从而实现动态感知和预警预测，并辅助决策。

2.3 广阔市场

计量是数字水务的重要组成部分。以提供计量服务（如仪表、传感器等）为中心的供应商正在拓展产品和服务范围，例如从硬件提供过渡到数据价值的获取。IBM和SAP为代表的技术公司在寻求扩大自身业务范围，能源电气行业的巨头企业勃法瑞、通用电气和施耐德也通过收购建立了各自的数字水务服务板块。

资产管理部门正成为创新业务模式的关键战场。公用事业机构正在努力寻找解决方案来延长老旧基础设施的使用寿命，并且越来越重视基于数据的预防性维护。市政水务价值链中的公司也正向战略资产管理决策过渡。从设备供应商赛莱默（Xylem）到建模服务商奔特利（Bentley），战略资产管理解决方案已经进入核心产品范围。预计到2027年，先进的资产管理策略可为全球水务部门节省近419亿美元的资本支出[22]。

20. ALCLE. (2019, April). 技术解析 | 新科技时代水务的“智与慧”（下篇）. Retrieved from Sohu: https://www.sohu.com/a/308353458_99899283
21. 前瞻产业研究院. (2020). 2020-2025年中国智慧水务行业趋势前瞻与投资战略规划分析报告.
22. Bluefield Research. (2018). Advanced Asset Management for Municipal Water: Global Trends & Strategies, 2018 – 2027. Bluefield Research.

目前北美拥有最大的数字水务市场份额[23]。美国和加拿大数字水务市场预计从2019年的54亿美元增长到2030年的108亿美元，年复合增长率为6.5%（图3）。其中，预计到2030年，人工智能技术投资约为63亿美元[24, 25]，代表着巨大的市场机会。到2024年，全球公用事业AI-IoT行业将由现在的40亿美元增长至150亿美元[26]。

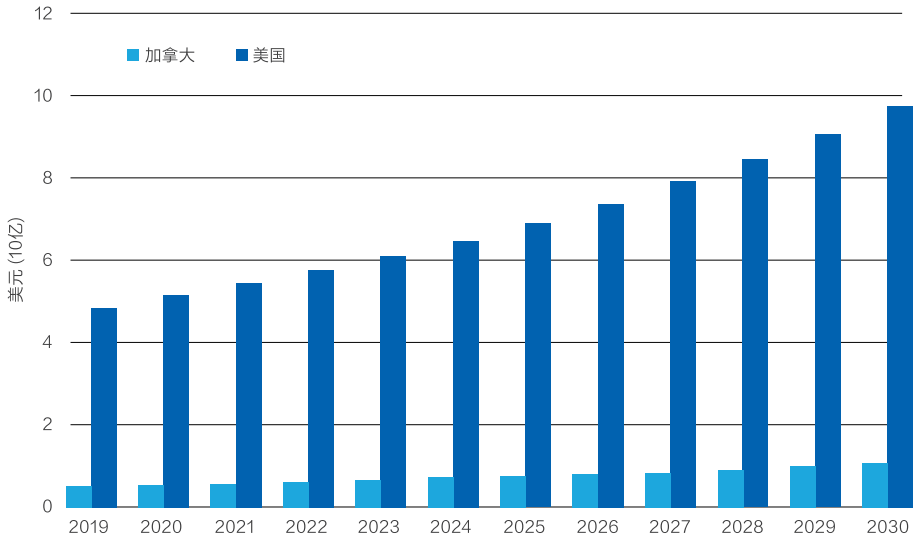


图 3 美国和加拿大数字水务市场预估（2019–2030）[27] 来源：Bluefield Research, 2019

与此同时，亚太地区数字水务市场将以最快速度增长，特别是在智能控制和监控方面，有望在2021年达到103亿美元[28]。统计数据[29]显示，中国数字水务市场规模在2017年达到近70亿人民币。2018年至2023年的年复合增长率预计可达6–7%。随着城镇化进程加速以及数字技术的进一步应用，中国数字水务市场规模将进一步扩增，有望在2023年突破250亿人民币。

2.4 政策激励

未来十年，智慧水管理对水务行业参与者而言是一项艰巨的任务。水务行业数字化转型，除了公用事业机构和企业，政府也扮演着关键角色。政府部门要参与数字水务战略的制定、相关政策指导方针的建立、协调公用事业机构与供应商之间的供需平衡和资源配置以及制定设备的行业标准。

23. Bluefield Research. (2017). U.S. Smart Water: Defining the Opportunity, Competitive Landscape and Market Outlook. Bluefield Research.
24. GWI. (2016). Digital Water's Future. Global Water Intelligence.
25. Bluefield Research. (2019). U.S. & Canada Digital Water Market Forecast, 2019-2030: Executive Summary. Bluefield Research.
26. Wadhwani, P., & Saha, P. (2017). IoT Utilities Market Size, Growth - Industry Share Forecast Report 2024. Global Market Insights.
27. Bluefield Research. (2019). U.S. & Canada Digital Water Market Forecast, 2019-2030: Executive Summary. Bluefield Research.
28. GWI. (2016). Digital Water's Future. Global Water Intelligence.
29. 前瞻产业研究院. (2020). 2020–2025年中国智慧水务行业趋势前瞻与投资战略规划分析报告.

针对信息通信技术在水务行业的应用，欧盟委员会推出“ICT4Water”项目，并建立“ICT4Water”集群，成为欧盟资助下有关水资源管理中ICT技术应用研究的创新项目中心。2018年发布的年度报告[30]中，欧盟委员会明确了最新的行动计划，以支持建立水务服务的数字化单一市场。针对该项行动计划，欧盟委员会于2020年发布了最新的《欧洲水务ICT技术标准和规范目录》[31]，分析了欧洲水务的数字化水平，并提出相关标准和规范评估原则。

数字水务的核心在于数据。作为《欧洲数据战略》的一部分，欧盟委员会提出了一项关于数据管理的法规，鼓励包括环境在内的关键部门创建欧洲通用数据空间，加大开发数据处理基础设施，促进数据共享。

荷兰水务行业一直处于世界领先地位。2015年政府发布的新版《国家水规划》[32]中就已明确水务管理者应利用传感器、ICT技术、数据分析技术对水资源进行智慧化管理，改进用水供需平衡。美国环境署于2015年设立首席数据科学家，负责机构大数据建设和环境信息的分析和挖掘。早在2011年，美国环境署就制定了“水安全计划”[33]，其中包括开发有效和可持续的水污染综合预警系统，以及时识别潜在的安全隐患。

2014 年 6 月，新加坡政府公布了“智慧国家2025”十年计划，提出全面建设“智慧国家传感器平台”[34]，利用传感器和数据改善城市规划，提供更好的市政服务。其中，无线传感器网络配合公用事业局推出的“智能水表项目”，使用户能够近乎实时访问用水量数据，并通过移动应用检测漏水。

2012年5月，中国住建部、发改委印发的《全国城镇供水设施改造与建设“十二五”规划及2020年远景目标》中提出，要加大科技对城镇供水发展的支撑力度，推进生产运行自动化、业务管理信息化水平。2014年8月，中国发展改革委牵头制定并发布《关于促进智慧城市健康发展的指导意见》，明确提出大幅提升水务等公用基础设施智能化水平和实现运行管理精准化、协同化、一体化。2015年，中国政府推出《关于加快推进生态文明建设的意见》，贯彻“坚持绿水青山就是金山银山”重要理念，为践行生态文明信息化建设提供理论依据，推动环境绿色、可持续发展。2016年，中国发改委、水利部、住建部联合发布《水利改革发展“十三五”规划》，提出全面提升水利信息化水平，以水利信息化带动水利现代化。2018年，水利部发布《关于印发加快推进新时代水利现代化的指导意见的通知》，提出要建设全要素动态感知的水利监测体系，充分利用物联网、卫星

30. EC. (2018, June). Report on the Action Plan to foster Digital Single Market for Water Services (ICT4Water). Retrieved from: https://ec.europa.eu/digital-single-market/en/news/report-action-plan-foster-digital-single-market-water-services-ict4water.
31. EC. (2020, July). European Catalogue of ICT Water Standards and Specifications. Retrieved from: https://ec.europa.eu/digital-single-market/en/news/european-catalogue-ict-water-standards-and-specifications.
32. MIE. (2015, December). National Water Plan 2016-2021. Retrieved from Government.NL: https://www.government.nl/documents/policy-notes/2015/12/14/national-water-plan-2016-2021.
33. U.S. EPA. (2010). Water Security Initiative: Program Overview and Available Products. Retrieved from: https://nepis.epa.gov/Exe/ZyNET.exe/P100B60G.TXT?ZyActionD=ZyDocument&Client=EPA&Index=2006+Thru+2010&Docs=&Query=&Time=&EndTime=&SearchMethod=1&TocRestrict=n&Toc=&TocEntry=&QField=&QFieldYear=&QFieldMonth=&QFieldDay=&IntQFieldOp=0&ExtQFieldOp=0&XmlQuery=.
34. GovTech . (2014). Smart Nation Sensor Platform. Retrieved from Singapore Government Agency: https://www.tech.gov.sg/products-and-services/smart-nation-sensor-platform/.

遥感、无人机、视频监控等手段，构建天地一体化水利监测体系。之后智慧水务相关政策陆续发布，各省市积极响应。

作为数字化潮流的一部分，人工智能被认为是一项关键性技术，能为全球发展做出积极贡献。在算法、算力和数据三大要素的共同驱动下，人工智能进入加速发展阶段，世界各国纷纷将发展人工智能作为科技战略的重要布局[35]。全球涉及人工智能的企业集中分布在美国、中国、加拿大、德国等少数国家或地区，其中，美国和中国的企业数量已占全球的半数以上。

2.5 发展壁垒

尽管数字技术对于水资源管理而言并不是新生事物，但它们的融入却是复杂的。水和废水处理部门采用纯数字化运营的步伐，往往落后于其它工业部门，特别是在组织内的数据利用程度上，通常没有统一的方法来访问所有数据以进行分析，结果只有公用事业部门收集的一部分数据被分析并转化为可操作的信息[36]。

公用事业的有效管理应基于可指导行动的知识认知。但在水务行业，大多数据系统都是针对其特定目标进行设计构建，在各部门的“孤岛”中运行，较少出现跨职能的数据使用。在先进的公用事业中，客户信息系统（CIS）、数据采集与监控系统（SCADA）、先进计量基础设施（AMI）、企业资产管理系统（EAM）、地理空间信息系统（GIS），及企业管理系统（ERP）也常常是由不同部门分开部署和管理，无法高效共享数据。数据价值体现在基于跨职能跨部门的数据融合和联动。例如，使用“SCADA + GIS + Hydraulic Model”数据进行实时漏损诊断；使用“CIS + ERP + AMI”数据确保公用事业水费营收；结合“EAM + CCTV”管道视频检测数据建立管道更换程序[37]。除需打破数据孤岛，实现数据的统一、分类、分层管理，还需针对水系统运行中出现的实际问题研究精准有效的算法，提供有效的决策依据。

35. Deloitte. (2019). Government Trend 2020: What are the most transformational trends in government today? Deloitte.
36. Wong, G. (2021, January). Leveraging the Data Core: How Utilities Are Optimizing Operations by Concentrating Data. Retrieved from WaterOnline: https://www.wateronline.com/doc/leveraging-the-data-core-how-utilities-are-optimizing-operations-by-concentrating-data-0001.
37. Innovyze. (2021, January). Looking Ahead In 2021. Retrieved from WaterOnline: https://www.wateronline.com/doc/looking-ahead-to-0001.

二、人工智能赋能水务数字化

国际水协会（IWA）2019年出具的报告《数字水务：行业领袖勾勒转型之路》中整合了全球40家位于行业前沿的水务公司的数字技术应用情况，并根据Gartner公司2017年的报告修改绘制了数字水务应用曲线（图4）。虽然处于早期发展阶段的水务公司着重部署软件平台（例如乌干达国家供水与水处理公司），但提高自动化程度（例如德国柏林水务）、集成网络（例如南非Umgeni Water）和改进基础设施等举措也是重中之重[38]。物联网应用（传感器+网络）在内的底层数字化信息系统建设、云计算硬件搭建等构建的信息传感网络，旨在实现水务数据可视化、态势感知、系统预警、自动控制等功能。感知是基础，数据是核心，我们需要推动海量数据的整合、分析与挖掘。

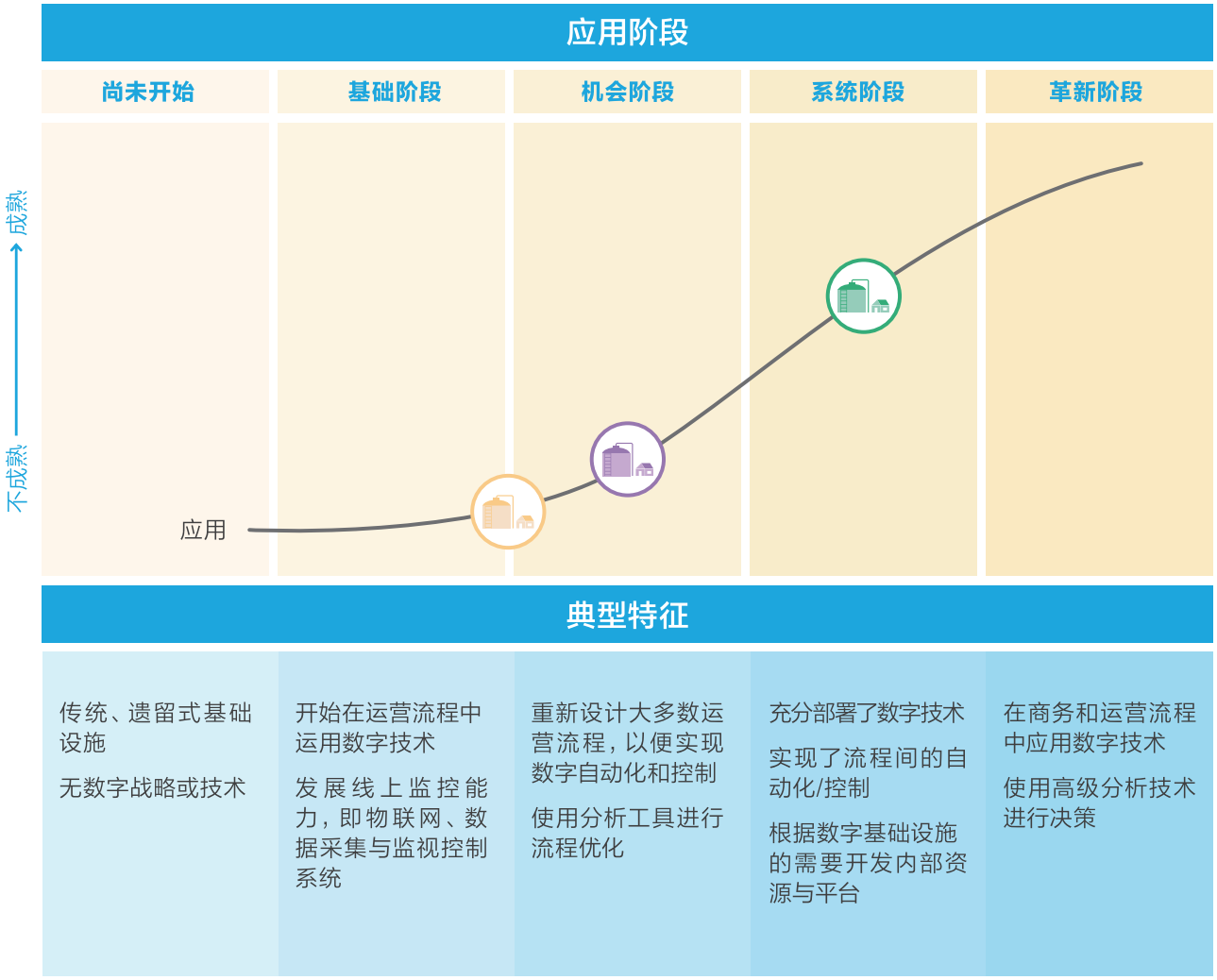


图 4 数字水务应用曲线 来源: IWA, 2019

38. Sarni, W., White, C., Webb, R., Cross, K., & Glotzbach, R. (2019). Digital Water: Industry leaders chart the transformation journey. IWA.

只有数据转换成可借鉴的知识和有效信息，才能进一步提升数字水务系统整体运营效率和管理水平。大数据存储、流通和处理技术可为各应用层决策提供信息基础；而先进的数字手段，如人工智能对大数据进行“训练”，并使之具备“学习”能力，从而处理大量密集的复杂信息，完成决策生成、优化、选择和执行等过程，进一步提高水务运行管理的智慧决策效率和水务行业抵抗未知风险的能力。从信息获取，到各项过程的有效串联，再到最终实现资源的有效整合和分配，大数据和人工智能是实现智能分析和智慧决策的关键，可推动水务行业数字化转型进入成熟阶段。目前，数字化程度较高的水务公司可成功将大数据和人工智能等技术与自动化流程、决策制定结合起来，更好地部署智能方案（例如澳门自来水股份有限公司）。

（一）如何“赋能”

人工智能涵盖由计算机执行的任何“智能”活动，可感知环境、思考、学习并采取行动以响应其感知内容和目标。经过60多年的发展，人工智能在算法、算力等方面取得了重要突破，在医疗、金融、交通、制造、安防等多个领域实现技术落地，应用场景也愈加丰富。人工智能在加速企业数字化、改善产业链结构、提高信息利用率等方面起到积极作用[39]。全球各行各业认识到人工智能技术引领新一轮产业变革的重大意义，纷纷调整发展战略。

就水务行业而言，人工智能应用旨在智能地利用数据与算法来提高业务自动化水平与效率。人工智能可以赋予机器全新的应用能力，如预测与决策支持，并最终推动新型商业模式的出现[40]。几乎所有多源数据都是人工智能的潜在目标，包括计算机、传感器和摄像头收录的监测结果、交易记录与图像影像等。近年来，水务行业收集的数据量不断增加；一旦智能水表等物联网和更多的互联网技术完全普及，数据量将急剧增长[41]。

手动计算阈值或简单趋势分析不足以挖掘水务系统产生的海量数据价值，而人工智能技术可以分析大量数据和模型，并从中获取相关见解和行动建议，提高水务行业效率和适应能力。例如机器学习可以适应变化的基线（例如最小流量），发现因果关系之间的复杂关系（例如管道爆裂），及时识别新异常事件，做出准确预测（例如用水量或水质），推断调控规律（以优化水泵运行和能源效率）等[42]。处理大量时间序列数据并从中挖掘价值是大数据分析和人工智能极为重要的应用。例如针对缺水挑战和供需平衡优化问题，传感器网络结合人工智能技术可以帮助缺水城市管理水资源，并缓解系统的用

39. 德勤. (2019). 全球人工智能发展白皮书.
40. Roland Berger. (2018). Artificial intelligence: A Smart Move for Utilities. ROLAND BERGER GMBH.
41. Farkas, N. (2016). Water Tight 2.0: The top trends in the global water sector. Deloitte.
42. Velickov, S. (2017, November). Machine Learning in Utilities and Water Industry: Making Digital Ripples. Retrieved from Linkedin: https://www.linkedin.com/pulse/machine-learning-utilities-water-industry-making-digital-velickov/.

水压力。通过“训练”收集来的用户用水数据，分析掌握用户的用水模式并预估需水量，从而实现水资源合理调度与分配。

在许多发展中国家，最大的水量浪费来自于管网漏损，利用传感器和分析技术可以将该损失减少25%——仅检漏可以为全球的公用事业每年节省690亿美元[43]。传感器及其它先进智能传感设备能够持续获取流量、压力等数据，基于人工智能的分析结果，帮助相关部门快速识别问题发生地，并采取相应应对措施。传感器网络和人工智能的结合应用除了可以帮助水务机构（近）实时掌握供水系统，识别和控制无收益水量，还可以及早发现水质问题。此外，数据平台还可以提供事件监视预测服务，用于实时检测异常。在水和废水处理方面，人工智能技术被用于优化复杂且相互关联的工艺过程，确保高质量产品（如高品质饮用水）和成本效益（如化学药剂投放和电力能源消耗）之间的精确平衡。

目前，众多水务机构在研究利用数据和分析技术，从运营着手进行长期数字转型向智慧管网快速转变。利用收集到的管网年限、位置、运行状况等数据创建编码工作流，水务机构不仅可查看各种历史数据和状态，还可利用人工智能技术进行未来预测，进而将资源集中在急需维护的区域，减少计划外的维护开销，降低运维成本，使有限的财务资源发挥最大功效。除管网检测，人工智能还能协调合流制排水系统的排水，避免雨季下水道溢流。通过流域或城市不同行业之间的非敏感信息共享，协调废水排放避免管网溢流并降低泵送成本。

在客服方面，水务公司可借助人工智能技术优化在线平台，通过细分客户群体并预测其消费行为，为客户提供用水量、用水模式等信息以及支付账单和访问动态水资源状况等服务，鼓励消费者参与节水行动。此外，水务公司还可以提醒客户用水高峰期以及帮助检漏。

与水资源息息相关的农业，使用卫星和航拍图像并进行智能分析可比肉眼更快地发现用水问题。同时，人工智能可有效管理灌溉系统（特别是滴灌），帮助农作物适应特定的当地气候和生长条件，在增加产量的同时减少灌溉成本。

国际水协会于2020年发布的《数字水务：水务行业人工智能解决方案》报告[44]中曾提到，已有的应用案例不仅体现了人工智能的强大之处，也证明了随着人工智能和机器学习的不断发展，水务行业已从中受益。在全球水资源短缺和气候变化加剧的背景下，人工智能是创建抵御极端天气事件影响的弹性水系统的关键工具，并且可以支持灾后迅速重组和恢复。如果发生灾难或意外情况，人工智能可指导网络行为优化和操作，将影响和风险降至最低。

43. Liemberger, R., & Wyatt, A. (2019). Quantifying the global non-revenue water problem. Water Supply, 19(3), 831–837.
44. Kapelan, Z., Weisbord, E., & Babovic, V. (2020). Digital Water: Artificial Intelligence Solutions for the Water Sector. IWA.

（二）发展趋势

随着政府和企业在人工智能平台和软件的不断投资，预计全球在人工智能领域的支出将保持强劲增长势头。根据IDC公司最新发布的全球人工智能系统支出指南（World-wide Artificial Intelligence Systems Spending Guide）[45]，到2023年，人工智能领域的支出将达到979亿美元；人工智能全球市场规模目前价值2万亿美元，全球GDP将因为人工智能的加速发展和普及预计在2030年增长14%，相当于增加16万亿美元[46]。IDC预计[47]，在未来十年中，人工智能将成为改变整个行业的颠覆性影响力，人工智能市场发展迅速、潜力巨大。中国作为全球重要的科技创新和应用主体持续发力，不断促进人工智能产业快速发展。预计到2030年，国内人工智能核心产业规模将超过1万亿元人民币，带动相关产业规模超过10万亿元人民币[48]。

水务行业人工智能总体发展水平仍处于起步阶段。IWA出版的《水信息学》（Journal of Hydroinformatics）杂志中，有很多关于水务行业中机器学习、人工智能和数据科学的研究实例和应用。数据作为人工智能的关键动力，其重要性仍未受到足够的重视。数据来源、数量与质量无法与应用相匹配。

随着智能传感器和数据分析效率的提高以及成本的降低，人工智能在水务行业的门槛也在逐步下降。有报告[49]显示，基于AI-IoT漏损检测系统的全球市场预计在未来四年内以每年约4.9%的速度增长，到2024年其市场价值将从2019年的5亿美元增长至6.6亿美元。预计到2030年，水领域的人工智能创新将为全球经济贡献2000亿美元的价值[50]。

人工智能技术可根据海量数据和高效算力生成的短期（每日）和长期（年度）预测结果，提高水管理系统的运营效率。随着便携式水质监测设备成本降低，人工智能在水质监测中的应用（比如家庭、餐饮以及各种公共场所的最终用户）将会增加。这些监测设备可以连接到智能手机，实时分析并检测水样中的病原体。

自2000年至2018年底，全球共报道了5338例与水有关的灾害事件，导致近33万人丧生，

45. IDC. (2020). Worldwide Artificial Intelligence Spending Guide. Retrieved from: https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=IDC_P33198.
46. Rao, A. S., Verweij, G., Morrison, A., Lix, B., Marsh, C., Gu, C., … Gillham, J. (2017). Sizing the prize: What's the real value of AI for your business and how can you capitalise? Deloitte.
47. Mass, F. (2019, September). Worldwide Spending on Artificial Intelligence Systems Will Be Nearly $98 Billion in 2023. Retrieved from IDC: https://www.idc.com/getdoc.jsp?containerId=prUS45481219#:~:-text=According%20to%20the%20recently%20updated,will%20be%20spent%20in%202019.
48. 全国信息安全标准化技术委员会. (2019). 人工智能安全标准化白皮书（2019版）.
49. 360 Research Report. (2019). Global water leakage detector systems market 2019 by manufacturers, regions, type and application, forecast to 2024. 360 Research Report.
50. Microsoft, & Price Waterhouse Coopers. (2019). How AI can enable a Sustainable Future. Retrieved from PwC: https://www.pwc.co.uk/-sustainability-climate-change/assets/pdf/how-ai-can-enable-a-sustainable-future.pdf.

三、基于人工智能的解决方案

全球经济损失超过1.7万亿美元[51]。与其他方法相比，人工智能可以以更高的准确性和频率提前预测与水有关的灾难，因此我们越来越需要借助人工智能技术，预测灾害发生以及评估其影响和事发当地的适应能力，从而保护社区和生态系统，降低死亡率并集中管理灾后活动。

（一）顶层规划

人工智能赋能数字水务将以“业务主导、数据驱动、顶层设计、统一标准”为原则，以智慧管理、高效服务为主旨，充分利用人工智能、大数据、云计算、物联网、数字孪生、AR等新型信息化技术，深化业务流程优化和工作模式创新，搭建覆盖原水、制水、供水、污水、雨水等全水务流程的大系统，实现水务信息化和数据资源整合利用，增进数据的深度挖掘，最终推动水务企业实现智能化转型。

（二）总体架构

人工智能赋能数字水务解决方案的总体架构如图5所示，由基础云平台、基础技术平台、智能化应用组成。同时，为有序推进水务信息化建设，总体架构还包括运营服务体系、网络安全保障体系和标准规范体系。

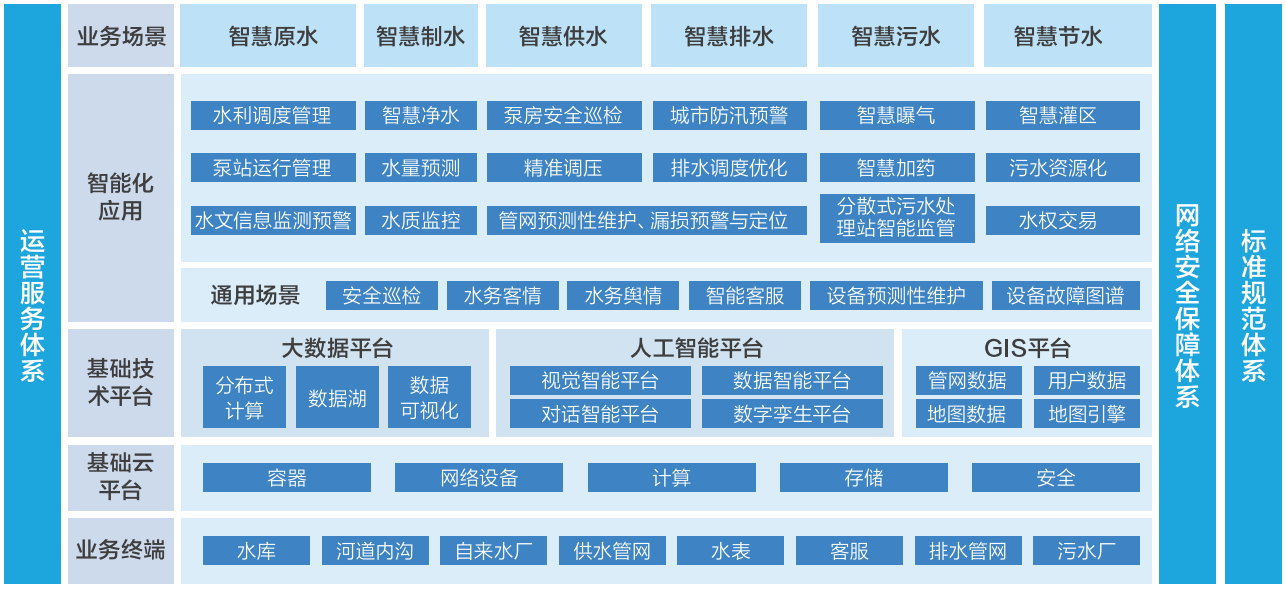


图 5 水务解决方案总体架构

51. Podlaha, A. (2018). Weather, Climate & Catastrophe Insight. Aon.

业务终端及基础云平台旨在完成不同业务场景多源数据信息的接入，包括物联接入、服务器、存储、网络设备等，支撑企业信息沟通、服务传递和业务协同。

基础技术平台是实现新兴技术对水务企业赋能的核心，以大数据平台为基础，实现水务数据的汇聚、存储、计算、分析和挖掘，基于统一的数据湖打通传统水务数据孤岛，统一管理数据资产；以机器学习为核心，搭建人工智能平台，通过视觉智能、数据智能、数字孪生等能力平台，沉淀机理模型、AI模型，支撑水务管理标准化和对外赋能；以GIS平台为技术支撑，实现各业务板块基于一张图的统一管理；借助工业互联网平台，打造高附加值、高科技含量的智慧水务体系，推动企业向智能化发展，重塑企业发展格局。

智能化应用是将云计算、大数据、人工智能、工业互联网等技术与原水、制水、供水、排水、污水等场景深度融合，支撑水务企业智能生产、精益管理、业务创新，提升企业生产服务能力，解决水务企业发展中的突出问题，如安全巡检、水务客情/舆情服务、智能客服、设备预防性维护、设备故障图谱等，帮助企业提质增效。

三体系是有序推进水务信息化建设的运营服务体系、网络安全保障体系、标准规范体系三大保障体系。运营服务体系包括运营模式、管理组织、创新交流等；网络安全保障体系包括信息安全监管、测评、应急处置等体系；标准规范体系包括总体标准、基础设施、支撑技术与平台、管理与服务等标准规范。

（三）典型应用案例

3.1 水资源优化调度

(1) 水文信息预警与决策

水情信息应用系统（图6）可以为管理部门提供实时的流域内地表水流量、水位、水质等水文信息，并通过数据收集和分析，提供预警功能和管理决策支持。在此系统中，数据管理分析尤为重要。水环境是一个动态的复杂系统，其相关水文参数一直处于动态变化之中。为适应水文变化的动态特性，提高监测预测精度，人工智能正被用来应对一系列与水文相关的空间、时间挑战。

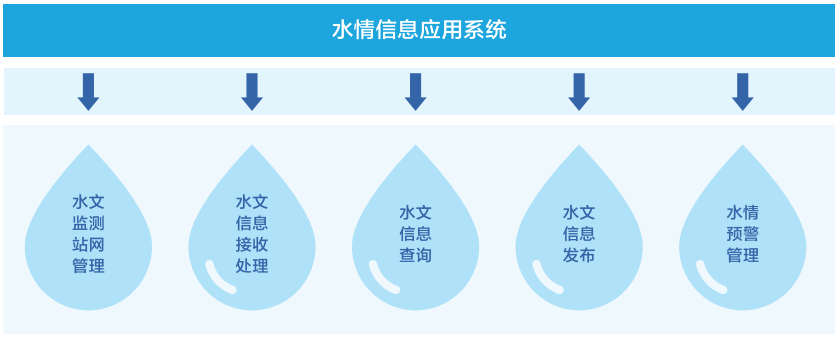


图 6 水情信息应用系统组成结构图

随着物联网技术和原位监测传感设备的快速发展，人工智能技术在空间大数据分析中开始发挥重要作用，以实现水位、水质的实时监测和预测。准确的水位预测能使相关部门采取更有效的措施优化管理区域的资源分配。荷兰国家交通水利局Rijkswaterstaat结合地表水位、泵流量、降水量和目标水位等历史数据，利用机器学习技术设计了模型[52]，能够描述瓦尔河100公里河段的河床状况以及预测不同气候条件下的水位，有助于维护航道安全。

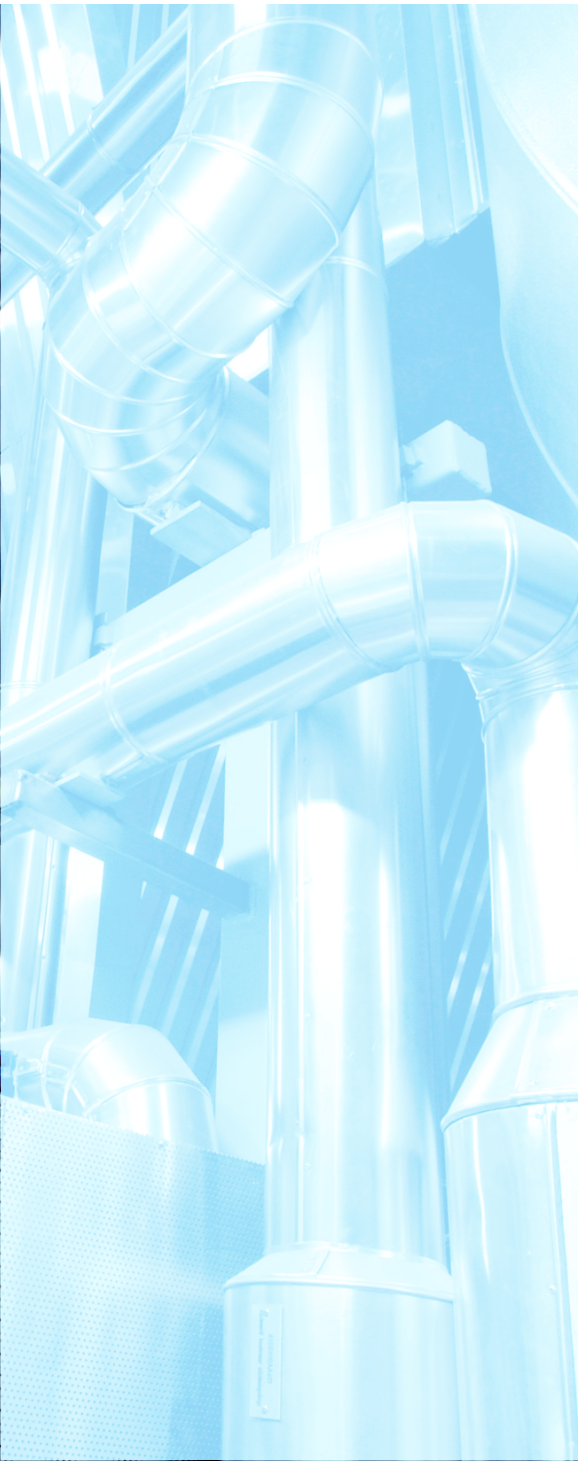
在水质指标模型化及多维时空数据融合等方面，人工智能提供了融合神经网络、支持向量机、分类回归树等算法的新思路，能够模拟复杂水环境的水质变化与生化过程，从而帮助促进水体水质保护与恢复[53]。例如支持向量机（SVM）模型被用于识别伊朗塞夫德鲁德盆地（Sefidrud Basin）的水质指数（WQI）[54]。基于每月收集的水样，SVM模型能够分析解释87%的总水质指数变化，其中硝酸盐被认定为影响水质指数的最重要属性。这些结果有助于指导当地居民改善河流水质管理。

在无法安装传感器收集水样的偏远流域和水体遥感方面，许多卫星（例如MODIS）可用于监测水质。典型的监测参数包括总悬浮固体、叶绿素a、扩散衰减系数、海面温度和荧光高度（FLH）。人工智能可以用来分析和解释遥感图像，识别水质随时间和空间的变化趋势。Shehhi等人[55]利用MODIS卫星图像，基于时间序列机器学习模型可以有效地模拟和预测叶绿素a、荧光高度和海面温度的时间序列数值。SERVIR[56]是美国国家航空航天局（NASA）和美国国际开发署（USAID）的联合发展计划，借助卫星信息，利用深度学习技术研究了非洲内陆和跨界湖泊的历史水质变化，并通过决策信息系统提供有关叶绿素a、湖泊表面温度和悬浮物的信息。

(2) 水资源调度

水库在水资源管理框架内发挥着重要作用。其中，洪水预报及调度是水库运行管理的核心内容之一。由于入流模式的高复杂性、不稳定性和高随机性，无论是长期还是短期的水库入流量都是不易预测的。人工智能算法打破了传统的建立问题精确模型的计算模式，适合于解决传统方法难以有效解决、抑或无法解决的问题，为解决水库洪水预报及优化调度问题提供了全新的思路。近年来基于人工智能技术的解决方案正逐渐纳入水库的运营和决策中。日本京都大学的研究学者曾通过随机模糊神经网络（SFNN）对巴西的巴拉博尼塔水库的运营进行了优化；Yu等人[57]采用了噪音遗传算法（NGA）对水库运营进行优化，发现与蒙特卡洛模拟相比，计算时间减少了90%。

52. Urban, O. (2019, May 16). Going deeper with Rijkswaterstaat. Retrieved from HAL24K: https://hal24k.com/blog/2019/5/predicting-shallowest-areas-in-river-networks.
53. 王旭, 王钊越, 潘艺蓉, 罗雨莉, 刘俊新, & 杨敏. (2020). 人工智能在21世纪水与环境领域 应用的问题及对策. 中国科学院院刊, 35(9).
54. Kamyab-Talesh, F., Mousavi, S.-F., Khaledian, M., Yousefi-Falakdehi, O., & Norouzi-Masir, M. (2019). Prediction of Water Quality Index by Support Vector Machine: A Case Study in the Sefidrud Basin, Northern Iran. Water Resources, 46(1), 112-116.
55. Shehhi, M., & Kaya, A. (2020, March). Time series and machine learning to forecast the water quality from satellite data. Retrieved from Arxiv: https://arxiv.org/pdf/2003.11923.pdf.
56. SERVIR. (2021). About SERVIR. Retrieved from SERVIR Global: https://servirglobal.net/#aboutservir.
57. Yu, C., Yin, X., Yang, Z., & Dang, Z. (2019). Sustainable Water Resource Management of Regulated Rivers under Uncertain Inflow Conditions Using a Noisy Genetic Algorithm. International Journal of Environmental Research and Public Health, 16(5), 868.



在优化供水调度方面，人工智能可实现减少成本能耗和不必要的人工作业时间。英国联合水务（United Utilities）是英国第一家将人工智能技术大规模引入其运营系统的水务公司[58]。联合水务在供水网络中应用人工智能平台结合天气、用水需求、泵性能、电费、客户信息等数据，通过基于机器学习的预测分析评估，帮助操作人员以最具成本效益和最有效的方式设定水泵的运行参数，并提供一组解决方案供其选择以制定精准的泵送进度表，同时监测管道爆裂事件。在为期12周的试验中，联合水务利用该人工智能平台节省了22%的能耗，并计划在整个西北地区分阶段部署人工智能平台，实现水泵运行和资源调控在整个供水网络中的完全自动化。

泉州水务集团为解决供水泵站能耗高、设备负载不均衡等问题，利用百度人工智能平台供水泵站运行优化模型，通过对数据的统计和分析，辅助调度人员制定年、月、日不同时间粒度的供水计划和调度方案（水泵频率设定、阀门开度控制、水厂出水量控制等），评估管网运行情况，实现了实时调度管理。该人工智能平台的应用改变了单一、粗犷式的调度方式，提高了供水泵站运行效率，节约用电成本近8%，同时实现了调度指令安全交互、可追溯，提高调度运行的安全性。

新加坡公用事业局（PUB）需要按日确定如何明智地分配水资源以满足全岛范围的需求。该计划过程受众多因素影响，包括预计用水需求、天气状况、系统自身限制、饮用水厂的处理容量及成本。此外，工作人员还需要监测天气变化，供水需求的波动以及其他可能的干扰（如水厂故障等），对水厂的负荷分配进行必要的调整，以确保满足供水需求并优化整个供水系统。因此，工作人员通常需要在每天开工前耗费至少2小时时间计划如何满足用水需求，同时最大程度地降低成本[59]。为解决这一问题，PUB与新加坡政府科技局合作开发建立了基于人工智能的预测模型，根据运营限制优化分配水资源，确保用水需求，并尽可能降低运营成本。该系统能快速处理新数据，循环“假设”场景，不断优化供水方案，同时提供操作人员扩大操作边界条件的信息。例如，通过将水库启动水位降低5%，PUB减少了水处理和水泵的运行能耗，但不会影响当天的供水。自模型实施以来，每日计划时间已从2小时缩短至15分钟，该系统在2019年为PUB节省了大量资金，减少了工作人员的工作负荷（每年减少64个工作日）[60]。

3.2 水处理厂运维

(1) 处理工艺优化

饮用水处理和污水处理是多工艺组合的过程，涉及多种过程控制，比如曝气、药剂投加、氨氮调控等。针对水处理运营效率低、药耗高、能耗高、生产成本居高不下等问题，

58. Innovyze. (2018, October). United Utilities Becomes the First Water Utility to Adopt AI. Retrieved from Innovyze: https://www.innovyze.com/en-us/news-insights/united-utilities-becomes-the-first-water-utility-to-adopt-ai.
59. GovTech. (2020, June). From source to sink: how data science helps Singapore manage its water resources. Retrieved from GovTech: https://www.tech.gov.sg/media/technews/from-source-to-sink.
60. PUB. (2020). Digitalising Water – Sharing Singapore's Experience. IWA Publishing.

以工艺机理为基础，结合大数据技术与人工智能算法，搭建符合业务特征的智能模型，稳定工艺指标，降低运行成本，减少环境污染，提高水处理企业的生产运营效率。例如基于人工神经网络的模型[61]曾用于预测某饮用水厂预氧化工艺所需的高锰酸钾量。

自然水域中天然有机物（NOM）主要由动植物残体通过化学和生物降解以及微生物的合成作用而形成，可导致滤膜结垢。在饮用水处理中，混凝是去除水中污染物的关键过程，也会影响后续的膜处理。为跟踪和去除天然有机物，西班牙某饮用水厂将传感器收集的大量数据整合到一个环境决策支持系统[62]中，基于中央合成设计–响应面分析（CCD–RSM）的增强混凝模型，在特定要求下建议操作的最佳pH值和混凝剂投加量，帮助操作人员控制工艺过程以减少出水的天然有机物浓度并提高处理效率。

随着反渗透技术在海水淡化及废水处理等方面的应用推广，反渗透膜污染问题显得越来越突出。人工智能工具可以通过优化海水淡化工艺从而降低膜污染。日本日立公司（Hitachi）开发了一套基于深度学习的数据分析和过程调控工具[63]，从某海水淡化厂的历史运行数据集中提取与目标变量（此案例中为反渗透膜入口压力）相关的影响因素，并利用已知的膜污染知识提取控制指标并设计控制逻辑；最后利用所设计的控制逻辑估计预期的膜污染控制效益，同时评估控制逻辑的可行性和实用性。

在污水处理领域，活性污泥法仍是主流工艺。曝气池中溶解氧（DO）浓度是非常关键的工艺控制参数，对处理效率、运行成本和系统稳定性有着很大影响。在使用PI或PID控制策略时，一些未知、意外的干扰和操作条件的巨大变化都会影响控制效果。为改善控制策略的适应性，研究人员提出了多种解决方案，例如模糊自适应PID控制，多变量鲁棒控制和模型预测控制等策略[64, 65]。此外，神经网络算法也被用于溶解氧的调控，例如反向传播神经网络[66, 67]、鲁棒自适应神经网络[68, 69]、径向基函数神经网络等。

常州江边污水处理厂于2020年11月部署了基于管控一体化平台定制化开发的厂级生产管理系统，系统结合生物池剩余污泥控制、生物池混合液回流控制、加药间加药除磷自适应控制等模型，通过对水厂核心工艺进行控制策略分析，结合当前实时生产状况给出

61. Godo-Pla, L., Emiliano, P., Valero, F., Poch, M., Sin, G., & Monclús, H. (2019). Predicting the oxidant demand in full-scale drinking water treatment using an artificial neural network: Uncertainty and sensitivity analysis. Process Safety and Environmental Protection, 125, 317-327.

62. Suquet, J., Godo-Pla, L., Valentí, M., Verdaguer, M., Martin, M., Poch, M., & Monclús, H. (2020). Development of an Environmental Decision Support System for Enhanced Coagulation in Drinking Water Production. Water, 12(8), 2115.

63. Embutsu, I., Kageyama, K., Tsuji, S., Moriwaki, N., & Ichige, Y. (2016). Utilization of AI in the Water Sector: Case Study of Converting Operating History Data into Values. Hitachi Review, 65(6).

64. Belchior, C., Araújo, R., & Landeck, J. (2011). Dissolved oxygen control of the activated sludge wastewater treatment process using stable adaptive fuzzy control. Computers & Chemical Engineering, 37, 152-162.

65. Goldar, A., Revollar, S., Lamanna, R., & Vega, P. (2016). Neural NLMPC schemes for the control of the activated sludge process. IFAC-PapersOnLine, 49(7), 913–918.

66. Syu, M.-J., & Chen, B.-C. (1998). Back-propagation Neural Network Adaptive Control of a Continuous Wastewater Treatment Process. Industrial & Engineering Chemistry Research, 37(9), 3625–3630.

67. Wang, J., Shi, P., Jiang, P., Hu, J., Qu, S., Chen, X., … Xiao, Z. (2017). Application of BP Neural Network Algorithm in Traditional Hydrological Model for Flood Forecasting. Water, 9(1), 48.

68. Macnab, C. (2014). Stable Neural-Adaptive Control of Activated Sludge Bioreactors. 2014 American Control Conference (ACC).

69. Mirghasemi, S., Macnab, C., & Chu, A. (2014). Dissolved oxygen control of activated sludge biorectors using neural-adaptive control. 2014 IEEE Symposium on Computational Intelligence in Control and Automation (CICA).

建议的生产指标控制范围和可能存在的风险提醒，指导实际生产运行策略。运行结果表明，该系统的运行不仅改善了江边污水处理厂的排水达标情况，提高了设备运行效率，还将污水厂每天的污染物削减量提高了5%。

新加坡PUB于2019年3月在乌鲁班丹再生水厂的示范区域部署了基于数据分析和机器学习的预测软件。该软件收集再生水厂的实时流量数据和水质参数建立历史数据库，基于先进的分析技术和机器学习算法以预测再生水厂的进水量、负荷、需氧量、药剂投放量等，并根据预测结果和历史运行情况，自动对工艺进行实时调控和优化。运行结果表明，该软件在提高出水水质的同时还能降低能耗（如曝气减少15%）[70]。

意大利北部摩德纳市的市政污水处理厂是一个传统的生物处理厂，服务人口约50万。该污水厂主要通过前置反硝化去除污水中的营养物质，工艺装有溶解氧仪和监测营养物质的传感器，监测结果发送至污水厂的SCADA系统。为实现营养物去除和节能的双重目的，该污水厂开发了基于人工神经模糊推理系统（ANFIS）的人工智能引擎[71]。ANFIS是一种复合型神经模糊结构，能够调整前件隶属函数和线性结果，从而最大程度地减少ANFIS输出和训练数集之间的平方差之和。该结构已被反复用于开发模糊模型预测控制器。通过与传统的PID控制相比，有人工智能加持的调控能够提高系统的处理效率并降低过程所需的能耗（约18%）。

(2) 设备预防性维护

减少设备停机时间是（污）水厂运营最重要的目标之一。在饮用水和污水处理部门，停机时间的成本往往不能简单地通过生产损失和资源浪费来衡量。目前，（污）水厂维护人员通常根据人为设置的控制阈值结合设备传感器收集的数据（如温度和振动）来判断机器的运行状况。很多时候，设备一直使用直到出现故障迹象，维护人员才会采取相应行动；他们也只能在有限的经验指导下确定故障原因。尽管这种被动式维护在（污）水厂运营中起着重要的作用，但往往成本昂贵，需要消耗巨大的财力和人力。

随着物联网、大数据、人工智能等技术日益成熟，预防性维护应运而生。基于人工智能的预防性维护策略，利用设备的IoT传感数据，可以对设备实时监测，进行大数据分析，提前预测设备故障，远程排查故障隐患，使维护工作智能化，增加运营的可靠性，降低不必要的人力支出和成本投入。

例如，针对水厂鼓风机、提升泵等动力设备在高温高湿等恶劣环境下运行时产生的轴承、转子损坏，故障性停机等问题，可通过对关键设备的振动、电压、电流、声音等参数进行在线采集，利用特征分析和故障预判等方式，进行自动跟踪、识别及实时分析，实

70. Kapelan, Z., Weisbord, E., & Babovic, V. (2020). Digital Water: Artificial Intelligence Solutions for the Water Sector. IWA. Bernardelli, A., Marsili-Libelli, S., Manzini, A., Stancari, S., Tardini, G., Montanari, D., … Venier, S. (2020). Real-time model predictive control of a.

71. Bernardelli, A., Marsili-Libelli, S., Manzini, A., Stancari, S., Tardini, G., Montanari, D., … Venier, S. (2020). Real-time model predictive control of a wastewater treatment plant based on machine learning. Water Science and Technology, 81(11), 2391–2400.

现设备的预防性维护，提升水厂生产的安全性。借助机器学习，训练算法可以在数据中寻找特定组件的故障模式（或模式的相关性），或者在给定环境条件下针对组件生成准确的寿命预测。先进的人工智能技术可以预测设备的平均故障时间以及提供“根本原因故障分析”。麦肯锡公司发现[72]，基于人工智能的预防性维护通常可将年度维护成本降低10%，最多可将停机时间减少25%，检查成本降低25%。

在新加坡，PUB管理2000多台泵，包括泵站的输送泵、工艺泵及加药计量泵等。自2018年以来，PUB一直在栗子大道自来水厂使用低成本的振动传感器来测试他们监测和预测泵组运行状况的有效性[73]。传感器会定期获取读数，并将异常数据通过短信发送给工程师，以进一步分析和预测可能发生的组件故障。同时，PUB也在开展传感器分析项目，希望从泵组的瞬态启动和稳态运行中获取重要数据，并根据数据创建人工智能系统来分析预测可能发生的故障迹象并提前识别特定故障。经过最初的学习期，传感器和分析系统将进入评估模式，寻找泵组振动行为与已建立的基准之间的明显且持续的偏差。除预防故障外，该预防性维护传感器分析系统还可以根据设备的运行现状来进行定期维护，优化维护成本并提高操作可靠性。

(3) 水质预测

针对传统出水水质控制方式无法进行有效预测、生产运维处于被动响应状态等问题，可通过结合全流程工艺数据及数据智能算法，主动响应水质水量变化，并对出水指标进行实时预测，便于运行管理人员采取必要的人工干预，提高抗负荷冲击的能力，这对于保障用水安全、控制水污染以及满足监管等要求至关重要。

饮用水厂的出水通常含有足量的余氯，以确保输配过程中的消毒效果。一般水中的游离余氯量和化合态余氯量都会随着管网的延伸而降低，一旦减少至一定浓度，微生物繁殖机率增大，降低饮用水安全，产生健康风险。研究[74, 75, 76]表明，利用人工智能技术进行参数建模和预测可以分析水质和评估各水质参数之间的关系，包括三卤甲烷的形成预测，余氯浓度预测以及残余氯、底物和生物质浓度随时间变化的预测等。尽管某些化学反应已知，例如氯随时间衰减的反应模型，但各水质参数之间的关系却是未知的。通过训练人工神经网络以处理水质特征及多变量水质参数之间的关系，再结合贝叶斯序贯分析，反复根据最新观测到的数值优化决策，工作人员即可预测潜在的污染事件。

72. McKinsey. (2017). Smartening up with Artificial Intelligence (AI) - What's in it for Germany and its Industrial Sector? McKinsey & Company.
73. PUB. (2020). Digitalising Water – Sharing Singapore's Experience. IWA Publishing.
74. Gibbs, M. S., Morgan, N., Maier, H. R., Dandy, G. C., Nixon, J., & Holmes, M. (2006). Investigation into the relationship between chlorine decay and water distribution parameters using data driven methods. Mathematical and Computer Modelling, 44, 5-6.
75. D'Souza, C., & Kumar, M. (2009). Prediction of Multicomponents (chlorine, biomass and substrate concentrations) in water distribution systems using artificial neural network (ANN) models. Water Supply, 9(3), 289-297.
76. Milot, J., Rodriguez, M., & Sérodes, J. (2002). Contribution of neural networks for modeling trihalomethanes occurrence in drinking water. Journal of Water Resources Planning and Management, 128(5), 370-376.



该方法已在美国一家水务公司SCADA系统收集的真实数据上进行了测试[77]。数据包括供水系统正常运行4个月的在线多变量水质参数（间隔5分钟测量一次）：总氯、电导率、pH、温度、总有机碳和浊度。与实际情况相比，该方法准确预测总氯异常事件的概率可达80%，为决策者提供了判断依据。

针对饮用水和污水中化学需氧量（COD）、总悬浮固体（TSS）等水质集结参数的监测和预测，可将传感器与自定义的机器学习算法结合在一起。此类水质参数代表大量的化合物而不是某种特定的化合物。通过时间推移不断添加新的数据以减少因水质变化引起的校准漂移，传感器数据的准确性将得以提高。基于机器学习的预测分析也为异常事件的监测和预警奠定了基础，在提高传感器数据可靠性的同时增强了系统的预防性维护。

在全球范围内，越来越多的污水开始被循环利用，以直接或间接用于饮用水生产，但回用水处理工艺出现故障会给环境及居民带来极大的风险。因此，监管机构需要将持续性的水质监测结果与风险评估指标相关联。澳大利亚水循环卓越中心支持的研究项目开发的NatVal（现“WaterVal”）框架[78]基于贝叶斯（信念）网络（BBNs）来关联监测数据与风险指标[79]。该模型可以在数据库中“学习”，并将在线监测结果（尤其是浊度，污泥停留时间和硝酸盐浓度）与隐孢子虫的对数去除值（LRV）相关联。结合神经网络，该模型还可以集成消毒药剂浓度、接触时间、浊度和pH测量值等数据来实时预估消毒水平。

(4) 智能化工作流程

人工智能技术能结合信息技术系统、工具和方法，使机器具有感知、理解行为和学习能力，帮助人们有效管理流程实施，应对挑战。然而许多企业错误地认为，人工智能将代替人类劳动者，其实不然。人工智能的赋能意义在于通过执行标准化任务，减少员工的重复性常规工作，使他们将更多时间投入需要人类解决的复杂工作。

增强现实（AR）已被新加坡PUB用于数字化运维。他们的员工借助AR头戴式耳机，可以在现场轻松访问和查看设备的技术文档和规范，还可以远程与同事和专家分享他们的视野；相应地，同事和专家也可以在操作员的视野中投影技术文档和图像，甚至绘图。该AR应用程序还能以三维建模的动画形式演示运维程序，以指导新手进行安全、正确的工作[80]（图7）。数字化并没有取代他们工作，而是帮助他们更快、更有效地履行职责，使他们能够更好地平衡工作与生活。

77. Perelman, L., Arad, J., Housh, M., & Ostfeld, A. (2012). Event Detection in Water Distribution Systems from Multivariate Water Quality Time Series. Environmental Science & Technology, 46(15), 8212-8219.
78. Waterra. (n.d.). WaterVal. Retrieved from Water Research Australia: https://www.waterra.com.au/research/waterval/.
79. K Water&IWRA. (2018). Smart Water Management Case Study Report.
80. PUB. (2020). Digitalising Water – Sharing Singapore's Experience. IWA Publishing.



图 7 员工使用AR装备支持现场维护工作 来源: PUB, 2020

3.3 管网运维

(1) 供水管网压力管理

压力管理即在保证用户正常用水的前提下，通过加装调压设备及用水量调节管网压力至最优的运行条件。泉州水务为解决管道爆管带来的供水安全、经济损失及社会影响等问题，通过采集管网历史数据(如管龄、管材、管径、深度等)与外部动态数据（区域气温、降水、维修、破路、交通流量等），基于数据智能平台，利用深度神经网络训练生成的用水量预测、泵站智能调压等模型，分析实际运行工况点，动态调整泵站的电机频率参数，设定压力和流量管理红线，实现按需供水，同时当监测指标接近管理红线时及时预警，迅速采取管网加压、减压或关闭阀门等远程控制措施，解决供水不及时、爆管等事故时常发生的问题。目前，通过需水量预测值和实际供水量数据对比可得知，用水量预测值准确率达到了95%，实测压力报警值减少近20%。

(2) 漏损检测和控制

据估计，由于漏损、偷水和运营效率低下，世界上每天约有3.46亿立方米[81, 82]的饮用水作为无收益水量（NRW）被损失，而其中至少有50%的损失发生在发展中国家[83]。这些损失可能会对社会生产以及公用事业的运营和财务状况产生重大影响，包括服务中断、水质安全问题、监管机构处罚等。

从国际水协会（IWA）的“最佳实践”标准水平衡表[84]中可以看出，造成水量损失的原因

81. Kingdom, B., Liemberger, R., & Marin, P. (2006). The Challenge of Reducing Non-Revenue Water (NRW) in Developing Countries - How the Private Sector Can Help: A Look at Performance-Based Service Contracting. World Bank.
82. Liemberger, R., & Wyatt, A. (2019). Quantifying the global non-revenue water problem. Water Supply, 19(3), 831–837.
83. Leong, C., & Li, L. (2017). Singapore and Sydney: Regulation and Market-Making. Water, 9(6), 434.
84. Pearson , D. (2019). Standard Definitions for Water Losses. IWA Publishing.

有多种，但系统内的“真实漏损”（也称为物理漏损），即真正被浪费掉的水量，是管网漏损的重要组成部分，更加需要被重视。同时，真实漏损越高，说明管网的健康状况越差，需要加强维护[85]。然而，由于管网多埋于地下，破损点难以发现，真实漏损也是控制的难点。而基于人工智能的解决方案不仅可以检测爆管漏损情况，还可以识别管网中的设备故障等问题。

传统声学检测方法（如听音法、相关分析法、噪声法等）是目前在供水企业中普及率高、应用成熟的一类基于供水管段漏水声音探测的漏损检测硬件技术。但是一些微小漏损在受监控的位置不会产生明显的异常声音和振动，因此不易被发现。背景噪声、监测数据的波动以及分析数据时的不确定性也增加了漏损检测的复杂性。奇异谱分析（Singular Spectrum Analysis, SSA）是一种非参数自适应方法，能够处理非线性时间序列数据，通过对所要研究的时间序列的轨迹矩阵进行分解、重构等操作，提取时间序列中的不同成分序列（长期趋势，季节趋势，噪声等），从而对时间序列进行分析或去噪。当应用于嘈杂的水声信号时，SSA可以有效地提取漏损特征。据此，滑铁卢大学的研究人员与行业合作伙伴共同开发了能够检测管道中微小漏损的技术[86]。该技术结合了先进的信号处理技术和人工智能软件，可以识别出管道中因漏损产生的声音特征：首先利用SSA对历史水声信号（包括漏损和无漏损）进行数据预处理，消除噪声，得到重建序列。预处理后的数据能够增加有无漏损的辨别能力，然后利用无监督一级支持向量机算法在每个SSA成分上进行训练以达到识别漏损的目的。

除了传统的声学诊断，安装在压力管内的流量计、压力传感器等监测设备能够在漏损发生时反馈异常的监测数据变化。工作人员可以结合DMA分区计量法，针对区域漏损水量及产销差等问题，通过管网GIS、大数据分析等技术，构建数据驱动模型，从不同空间、时间尺度，分析全管网和各级统计分区的漏损和产销差现状，识别异常变化和主要影响因素，判断管网的漏损状态和位置，为供水调度提供科学合理的依据。

供水管网发生爆管事故时，会引起系统压力变化，且不同爆管位置所引起的压力变化规律也是不同的。针对上述现象，研发人员结合管道的物理特性以及爆管的历史数据，基于水力模型，利用人工神经网络建立爆管位置与监测点压力变化率之间的映射关系，并根据压力流量变化快速定位漏损位置，以支持工作人员进行漏损检修[87]。当用户向供水公司报告供水压力变化或爆管事故时，系统还会依据客户联系模型对爆管影响进行优先级排序。经过对英国约克郡某地区（由146个DMA组成）进行的为期一年的在线自动小时分析[88]，研发人员发现基于人工智能的决策支持系统可以识别出很多异常事件，并且

85. IWA. (2019). 管网物理漏失的控制技术与优化使用. Retrieved from “IWA国际水协会 ”微信公众号: https://mp.weixin.qq.com/s/udgE4CwHh2Kk7n8Cu7-fGg.
86. University of Waterloo. (2018, December). AI tech could help cities detect expensive water leaks. Retrieved from UWaterloo: https://uwaterloo.ca/smart-infrastructure-research/news/ai-tech-could-help-cities-detect-expensive-water-leaks.
87. The Engineer. (2010, July). Neptune project could help water firms spot leaks. Retrieved from The Engineer: https://www.theengineer.co.uk/neptune-project-could-help-water-firms-spot-leaks/.
88. Mounce, S., & Boxall, J. (2010). Implementation of an on-line artificial intelligence district meter area flow meter data analysis system abnormality detection: a case study. Water Science & Technology: Water Supply, 10(3), 437-444.

会提前发出警报。其中近40%的警报都得到了漏损确认，操作人员能在平均较短的时间内（6至12小时之间）对漏损管道进行维修。该系统目前已成功集成到约克郡水厂的SCADA系统中。

埃克塞特大学开发的自动检测系统可协同使用多种“自学”人工智能技术和统计数据分析工具，包括用于压力/流量短期预测的人工神经网络，用于分析长/短期管道破裂或引起压力/流量变化的其他事件的统计过程控制技术，用于推断管道破裂及其他事件概率的贝叶斯推断系统，以及小波降噪方法，自动且近实时检测管道破裂和其他异常事件[89]。

供水管网水量、压力等监测数据通常没有准确的数据标签或缺少数据标签，即无法获知哪些数据为漏损数据。因此，聚类等无监督学习方法在漏损检测中的应用得到了研究者的关注。清华大学研究人员[90]用余弦距离评估DMA中多个监测点数据间空间关联性的强弱，并利用基于密度的聚类方法自动识别因爆管等异常事件失去空间关联性的数据，从而实现漏损检测。经绍兴市自来水有限公司真实的管网数据验证，该法优于依靠单个监测点数据的漏损检测方法，可将误报数降低80%以上，大大提高了智慧水务系统的可用性。

为提高城市供水的可持续性和弹性，促进智慧水网络的创新应用，欧盟智慧水务SW4EU项目之一选定了荷兰弗里斯兰省（Friesland）北部的部分配水网络作为“创新示范区（VIP）”（图8）进行智慧水管理创新解决方案的开发。该区域兼具城市和农村特色，为10万户家庭供水，管道总长2200公里。负责该项目的水务公司Vitens在该示范区建立了6个大小不同的DMA，边界部署了传感器，用于测量流量、压力、电导率和水温数据。电导率传感器内置在PVC管内，与流量和压力传感器一起安装在地下。传感器与路边信息亭建立有线连接，数据每5分钟发送一次，并储存在数据记录仪中。

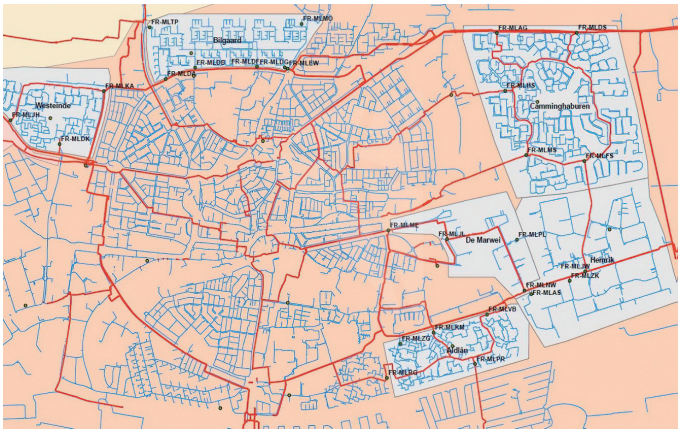


图 8 荷兰VIP示范区[91]来源：Slavco Velickov, 2017

89. Romano, M., Kapelan, Z., & Savić, D. (2014). Automated Detection of Pipe Bursts and Other Events in Water Distribution Systems. Journal of Water Resources Planning and Management, 140(4), 457–467.
90. Wu, Y., Liu, S., Wu, X., Liu, Y. and Guan, Y. (2016). Burst Detection in District Metering Areas Using A Data Driven Clustering Algorithm. Water Research, 100: 28-37.
91. Vitens. (2014). Vitens Innovation Playground. Retrieved from SW4EU: https://sw4eu.com/vitens/.

在该项目中，研发人员使用两种机器学习的方法分析相互关联的多个数据流，以识别常规模式和异常事件[92]：①在时间序列上进行无监督的概率分类（class），以识别数据中不同类型的事件，之后使用决策树对其进行标记。其中，2/3的数据用于训练学习-分类算法，剩下的数据则用于测试和验证；②利用确定性水力模型（hydraulic deterministic model）以及系统操作的背景知识，通过其他变量和特征丰富现有的传感数据来进行有监督的机器学习。该方法能够模拟系统每小时、每日、每周和每月的动态，并作为“软传感器”（soft sensors）产生其他可用数据。两种算法的结合既可以预测用水需求，检查漏失异常，也能够结合供水管网模型优化供水过程的能量，减少泵站等设施的能量消耗，还可以给出“异常事件”的物理含义，例如管道破裂，漏失模式，传感器故障等。

除人工神经网络等基于经验学习理论的算法外，支持向量机（SVM）作为一种基于统计分析的方法能根据有限的样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳方案。法国里尔大学在校内建筑物连接处安装了100个自动抄表仪（AMR）以及5个压力传感器（图9）。在此基础上，研究人员开发了一种用于DMA的多类支持向量机（M-SVM）进行漏损检测和分类[93]：首先将管网运行状态分为六类，如正常、异常、中断或破裂、高泄漏、中泄漏和低泄漏；然后使用M-SVM根据现场观察到的监测点流量、压力数值来识别管网运行状态。在此案例中，由于很难从实际漏失中获取训练样本，研究人员使用EPANET水力模型创建了3个虚拟DMA并模拟了6个不同漏失特征（大小和位置）下的漏失数据，将模拟值用于训练M-SVM以开发漏失识别和风险评估模型[94]，并搭建用于定位漏失的空间可视化GIS平台。研究结果和分析显示该方法可以对不同程度的管道漏损和破裂进行识别和分类，帮助工作人员改善日常运营决策过程，快速执行最佳短期

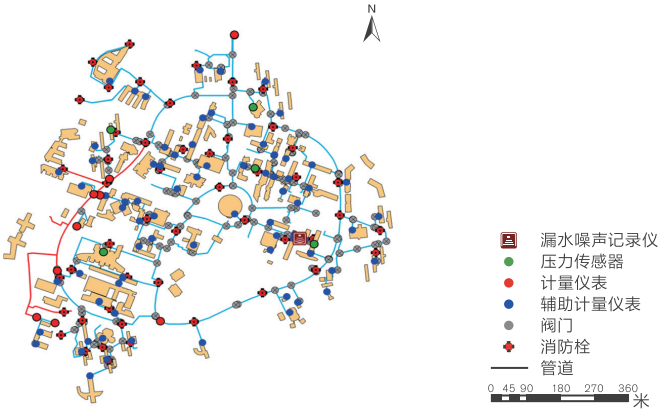


图 9 法国SunRiSE示范区里尔大学[95] 来源：University Lille, 2018

92. Velickov, S. (2017, November). Machine Learning in Utilities and Water Industry: Making Digital Ripples. Retrieved from Linkedin: https://www.linkedin.com/pulse/machine-learning-utilities-water-industry-making-digital-velickov/.
93. Mamo, T., Juran, I., & Shahrour, I. (2014). Virtual DMA Municipal Water Supply Pipeline Leak Detection and Classification Using Advance Pattern Recognizer Multi-Class SVM. Journal of Pattern Recognition Research, 9(1), 25-42.
94. K Water&IWRA. (2018). Smart Water Management Case Study Report.
95. Vitens; Acciona; Thames Water; Lille University. (2018, February). Smartwater4Europe: Demonstration of integrated smart water supply solutions at 4 sites across Europe. Retrieved from European Commission: https://cordis.europa.eu/docs/results/619/619024/final1-final-report-sw4eu-v2-0-20180228.pdf.

(3) 管网检测与维护

世界各地许多管网都面临老化问题，如何制定可持续的维护计划对于公用事业来说至关重要。对供水系统来说，干管爆裂等突发事件不仅对居民和企业的日常生活造成重大破坏，还会加大维修工作的难度。人工智能的出现推动了水务机构对水基础设施被动式维护向预测性维护的转变。例如，对历史爆管事件数据进行分析，有助于建立风险模型，让模型学习爆裂管道的相关特征（例如管径、材料、管龄等）、管道周围的土壤类型、气候因素、交通荷载等。有研究[96]表明根据管网故障的历史数据，管道状况数据及其他数据源，运用机器学习技术可以评估被研究管网未来三年内的爆管风险。生成的模型可以为城市的各个街区提供风险评级，使公用事业机构可以据此制定适宜的维护计划，优化资源配置。

污水管网由于自身老化或其他原因（如树根入侵、沉积物、管道位移）发生故障均可导致管网系统瘫痪，造成城市活动中断。然而排查整个污水管网是一个昂贵且耗时的过程。受预算限制，水务机构需要找出发生故障可能性最大的关键区域，以便提前安排检查和维护。目前针对污水管网的检测通常采用CCTV设备录像法，但是人工录像分析不仅耗时，而且分析方法“因人而异”，缺乏足够的客观性和一致性。

随着人工智能技术的发展，利用先进的机器学习和图像处理技术可以实现对CCTV设备录像分析过程和管道故障检测过程的完全自动化[97]，不仅大大提高了工作效率，还增强了故障识别的一致性和可靠性：首先采用图像处理技术，对CCTV设备的图像进行处理并将其转化为合适的数据；然后利用这些数据，结合经过训练的随机森林机器学习算法，对故障进行检测。该技术已在英国、芬兰和澳大利亚的多个水务公司收集的CCTV录像中得到了验证，故障检测准确率达到80%以上，目前在威塞克斯水务公司（Wessex Water）实现了商用。

全球水务行业面临的压力不断增长，公共和私营部门在预防性维护方面的投资也在增加。人工智能的可访问性越来越强，数据分析和智能传感器变得更加高效，价格也更加实惠。基于人工智能的解决方案在水基础设施管理和维护中的采用率正在加速增长。

(4) 智能水表和需水量预测

智能水表结合先进的通信技术，能够及时、远程地传输用水数据，越来越多的水务机构开始倾向于提供智能水表服务。目前，英国泰晤士水务在其服务区域已安装50万只智能水表，并预计在2035年前完成所有适用用户智能水表的安装[98]；澳大利亚和新西兰的大多数自来水公司都在积极推行智能水表项目；新加坡公共事业局（PUB）推出“智能水

96. Kumar, A., Rizvi, S., Brooks, B., Vanderveld, R., Wilson, K., Kenney, C., ... Ghani, R. (2018). Using Machine Learning to Assess the Risk of and Prevent Water Main Breaks. the 24th ACM SIGKDD International Conference, (pp. 472–480).
97. Myransa, J., Eversonb, R., & Kapelan, Z. (2018). Automated detection of faults in sewers using CCTV image sequences. Automation in Construction, 95, 64-71.
98. Thames Water. (2021). Thames Water hits half a million smart meter milestone. Retrieved from Thames Water: https://www.thameswater.co.uk/about-us/newsroom/latest-news/2021/apr/smart-water-meter-milestone.

表计划”，计划在2023年前安装30万台智能水表。中国深圳水务集团于2016年推出全球首个基于NB-IoT（窄带物联网）的智慧水表项目，目前已经安装完成约40万只智能水表，占总表量约25%[99]。弗若斯特沙利文（Frost&Sullivan）发表的一项研究[100]预估，全球智能水表的总量将在2026年增长至8210万台。

人工智能技术和智能水表的融合，给公用事业机构带来更多的机会——实现实时的供需能力优化、实时漏损检测、泵站调度优化、能源和压力系统优化以及应急响应计划。针对智能水表中机器学习和数据分析技术，研发人员围绕需水量预测、用水反馈、事件（如漏损、终端使用）分类、行为分析及社会经济分析等展开研究和应用，其中用水需求预测是近几年的研究热点[101]。

对于城市地区的水务公司而言，为避免在用水高峰期出现水资源短缺或水压低的问题，用水需求预测是一项非常有挑战且重要的任务。公用事业机构可以根据预测来优化操作，尤其是供水调度，降低能耗节约成本；同时，预测结果可以更有针对性地改善客户关系，提高结构和服务弹性，模拟和预防供水网络中的紧急情况。考虑到目前针对长/短期用水需求预测的研究和应用，基于人工智能的预测方法根据性质可大致分为四类：神经网络、回归树、随机算法和多种算法的混合。

由于需要对大量的智能水表数据进行计算，基于神经网络的方法优势很明显。iWIDGET是欧盟FP7资助下为期三年（2012-2015年）的项目，旨在增进对智能计量技术的了解，利用创新的信息通信技术开发全新可靠、实用且具有成本效益的方法或工具来管理欧洲城市家庭的用水需求，提高用水效率[102]。在希腊的案例研究中，模型的建立包括两个部分：人工神经网络（通过实验确定设计）和进化算法（用于训练网络权重）。一段时间内生活用水量的数据（真实数据和统计信息的混合）作为模型的输入，以减少所需的实际水表读数，从而简化生成的模型。研究结果表明，该方法可以预测总体用水趋势，但无法准确预测用水高峰期间的用水量。

为了从大量传感数据（用水量，压力数据，各种抽水数据，贮水池水位，氯浓度数据，水温数据等）中寻找潜在的需求动态，土耳其安塔利亚水务公司使用了非线性动态系统分析理论和混沌理论来分析2012-2016年之间的数据[103]。建立系统的相空间后，不同机器学习模型的使用可为某个预测范围开发准确的短期需求预测。

99. 深圳水务集团. (2017). NB-IoT智慧水表白皮书.
100. Frost & Sullivan. (2018). Global Smart Water Meter Market, Forecast to 2026.
101. Rahim, M., Nguyen, K., Stewart, R., Giurco, D., & Blumenstein, M. (2020). Machine Learning and Data Analytic Techniques in Digital Water Metering: A Review. Water, 12(1), 294.
102. Savić, D., Vamvakeridou-Lyroudia, L., & Kapelan, Z. (2014). Smart Meters, Smart Water, Smart Societies: The iWIDGET Project. Procedia Engineering, 89, 1105-1112.
103. Velickov, S. (2017, November). Machine Learning in Utilities and Water Industry: Making Digital Ripples. Retrieved from Linkedin: https://www.linkedin.com/pulse/machine-learning-utilities-water-industry-making-digital-velickov/.



回归算法是除了神经网络外较为常见的方法。如基于支持向量机（SVM）的回归模型，可对城市用水（SCADA数据）和个人用水（AMR数据）进行表征并预测每小时用水需求[104]。例如基于Bootstrap的多元回归模型（MRM）可用于确定家庭用水行为的决定因素并建立室内用水预测的模型[105]。随机算法在预测需水量方面的研究也逐渐增多。有研究人员[106]利用法国自来水公司提供的真实时间序列数据，提出了一种基于非齐次马尔可夫模型的预测方法。该方法可掌握用户用水模式并将其分类，以及预测短期需水量，准确性可达80%。Yalçıntaş等人[107]收集了2006年至2014年期间伊斯坦布尔的供水和需求数据，使用自回归综合移动平均（ARIMA）模型，构建了2015年至2018年间基于时间序列的供水和需求预测模型。

在澳大利亚研究委员会（ARC）的项目支持下，多家澳洲水务机构（雅拉河谷水务、西城水务、东南水务）联合格里菲斯大学、悉尼科技大学以及Aquiba公司共同开发了将数字计量和数据分析相结合的预测系统[108]。该系统组合了多种算法，包括隐马尔可夫模型（HMM），动态时间规整（DTW）算法，自组织映射（SOM），深度学习和频率分析，以预测短期需水量并将用户的用水行为进行分类。该系统利用分布在澳大利亚多个城市的500户家庭的用水流量数据进行训练，并在开发完成后针对200户住宅的数据进行了验证，准确率可达84.2%。

目前通过采用机器学习来实施有效的需水量预测已经取得了很大的进展。尽管人工神经网络（ANN）是最早且使用最广泛的技术，但其他机器学习技术（如支持向量机回归）的应用也在增加。支持向量机回归被证明对实时和动态的预测有效[109, 110]，特别是在短期（如每小时）需水量预测方面。更高级的进化人工神经网络（EANN）可以提高模型对动态环境的自适应性，也是未来研究需水量预测的重要方向之一。

104. Candelieri, A. (2017). Clustering and Support Vector Regression for Water Demand Forecasting and Anomaly Detection. Water, 9(3), 224.

105. Makki, A., Stewart, R., Beal, C., & Panuwatwanich, K. (2015). Novel bottom-up urban water demand forecasting model: Revealing the determinants, drivers and predictors of residential indoor end-use consumption. Resources, Conservation and Recycling, 95, 15-37.

106. Abadi, M., Samé, A., Oukhellou, L., Cheifetz, N., Mandel, P., Féliers, C., & Chesneau, O. (2017). Predictive Classification of Water Consumption Time Series Using Non-homogeneous Markov Models. 2017 IEEE International Conference on Data Science and Advanced Analytics (DSAA), (pp. 323-331). Tokyo, Japan.

107. Yalçıntaş, M., Bulu, M., Küçükvar, M., & Samadi, H. (2015). A Framework for Sustainable Urban Water Management through Demand and Supply Forecasting: The Case of Istanbul. Sustainability, 7(8), 11050-11067.

108. Nguyen, K., Stewart, R., Zhang, H., Jones, C., Siriwardene, N., Brown, A., ... Rahim, S. (2019). Developing A Next Generation Machine Learning System for Enhanced Urban Water Management: Autoflow. Ozwater19. Melbourne.

109. Brentan, B., Luvizotto, E., Herrera, M., Izquierdo, J., & Perez-Garcia, R. (2015). Real-time water demand forecasting using support vector machine and adaptive fourier series. In L. Jodar, L. Acedo, & J. Cortes, Modelling for Engineering and Human Behaviour. Instituto Universitario de Matematica Multidisciplinar & Universitat Politecnica de Valencia.

110. Bai, Y., Wang, P., Li, C., Xie, J., & Wang, Y. (2015). Dynamic forecast of daily urban water consumption using a variable-structure support vector regression model. Journal of Water Resources Planning and Management, 141(3).

3.4 城市雨洪管理

自上世纪末，许多国家和地区开始研究并实施新型雨洪管理措施，如美国实施的“低影响开发”（LID）措施，澳大利亚与新西兰实施的“水敏城市设计”（WSUD）措施，英国实施的“可持续排水系统”（SUDS）措施，以及中国现在大力提倡的“海绵城市”（Sponge City）建设。然而经过20多年的实践，小型分散的新型灰绿措施虽然能在局部地区起到缓解作用，但其成效并不足以从根本上解决城市雨洪问题。如果能够将管网容量、气象预报数据和管网的实时信息结合在一起，完成监控、分析和预测雨水排水系统的运行状况、城市洪涝风险等，那么这将有助于在雨天优化排水容量并减少管网溢流，同时降低成本。例如，美国辛辛那提市使用传统方法处理雨天溢流的成本为每立方米105美元[111]。但如果结合流量计、液位计等传感器数据和雨量数据以及人工智能技术，实现对现有的排水系统的自动、优化的联动调控，那么每年将减少93万立方米的溢流，污水厂雨天的处理能力得到提升，成本亦可降低至每立方米2.7美元[112]。

(1) 管网溢流控制

许多城市和地区仍保留了合流制排水系统，其复杂性、溢流过程的随机性和多变性导致合流制溢流污染成为这些城市和地区排水系统的一个顽疾。受限于之前的排水系统设计，美国布法罗市每年仍有近760万立方米的合流制溢流（combined sewer overflow，CSO）直接排入受纳水体。

布法罗污水管理局（Buffalo Sewer Authority，BAS）认识到现有的合流制排水系统不足以抵抗或缓冲暴雨天的大量雨水，于是开始寻求灰绿基础设施及智慧管网相结合的综合解决方案，项目预算计划为5.25亿美元。但由于该市纳税减少，财政支持出现缺口，灰绿基础设施投资昂贵不可行，布法罗污水管理局急需新的解决方案来缓解合流制溢流。在此状况下，该局与赛莱默展开合作，为整座城市设计和创建了一套实时决策支持系统。该系统利用新技术来优化已有的基础设施，构建和控制在线存储库，将全市范围内的大型重力排水系统转变为可管理的运输和存储系统，最大限度地减少或消除合流制溢流。该实时决策支持系统基于创新的“传感–预测–行动”模型。首先将传感器数据（如雨量、水位、流量、电导率）和气象数据集成到一个系统，并创建下水道系统的数字孪生模型，然后在传统的水文模型基础上融入机器学习工具，通过数千次迭代运行来训练该系统以实现更准确的预测。这种智能会随着每次的下雨事件而不断改进——每次雨天事件都能够为系统提供更多的数据来不断训练系统。截至2019年6月30日，项目运行的一年里，溢流量减少了近170万立方米。基于实时决策支持系统的实施，布法罗污水管理局修订了之前的“长期管控计划”，节省了近1.45亿美元的预算[113]。

111. Arcadis & Bluefield Research. (2019). Demystifying Intelligent Water: Creating a human-centric future with artificial intelligence and predictive analytics. Arcadis.

112. Xylem. (2017). Digital Twin Technology Helps City Reduce Combined Sewer Overflow Volume By 247 Million Gallons and Save $38 Million In Capital Project Work. Retrieved from Xylem: https://www.xylem.com/en-us/support/case-studies-white-papers/digital-twin-technology-helps-city-reduce-combined-sewer-overflow-volume-by-247-million-gallons-and-save-$38-million-in-capital-project-work/.

113. Xylem. (2019). Real-Time Decision Support System exceeds expectations - helps reduce CSOs by 450 million gallons helping reduce consent agreement by $145 million. Retrieved from Xylem: https://www.xylem.com/en-us/support/case-studies-white-papers/machine-learning-reduces-combined-sewer-overflow-volume-and-helps-reduce-a-consent-decree-by-145/.

(2) 城市洪灾预警及管控

强降水或连续性降水容易引起溢流、涨潮和风暴潮等现象，当其超过城市排水能力，致使城市内产生积水灾害便会引发城市洪灾。防御洪水灾害的核心就是能够实时监测和预测河流水位、排水管网内的水位以及降水的变化过程。通过收集实时监测的水位数据以及气象部门发布的雨量监测和预测数据，再借助水文模型和人工智能进行数据处理和分析，我们可以获取水位趋势信息，进而实现对洪灾风险的预警和管控。

在中国，重庆这座城市年均降水量超过1000毫米。由于地形复杂，生态系统敏感，重庆防洪和排水面临的挑战十分艰巨。作为三十座“海绵城市”试点之一，重庆与苏伊士开展合作，利用数字化的解决方案——城市智慧排水系统对城市的雨洪排水进行管理[114]。项目第一阶段在2018年1月完成并开始试用，覆盖了18.67平方公里的区域面积。该系统由监测模块、预期模块以及动态管理模块组成，通过实时处理来自安装在管网中以及受纳环境里的传感器采集的数据和气象数据，连续监控排水管网的运行状况，基于机器学习对城市洪涝风险以及对自然生态和雨水再利用系统的影响进行建模和预测，并实时计算、报告海绵城市的各项关键绩效参数，提供雨洪管理最佳策略。

英国每年需要花费10亿英镑用于洪水管理，以对抗气候变化带来的严重后果[115]。由英国谢菲尔德大学主导的欧盟H2020 CENTAUR项目[116]（2015–2018年）开发了一种创新且具有成本效益的数据驱动流量控制系统，主要由本地监控系统（LMCS）和流量控制装置（FCD）组成，能够利用现有的排水网络存储容量来缓解城市洪灾风险。LMCS可以监测水位，确定易发洪水位置的高水位和管网上游的可用存储容量。FCD直接安装在检修孔内，通过无线通信动态响应LMCS的水位测量。系统采用了模糊逻辑算法，并结合了遗传算法以优化其性能对FCD进行控制，以便调节洪水水位并将局部洪水的风险降至最低。

继在谢菲尔德大学实验室测试验证成功后，该系统在葡萄牙科英布拉（2017年）和法国图卢兹（2018年）的试点项目都取得了成功。在科英布拉，该系统有效控制了60场暴风雨潜在的洪灾风险，排水管网下游的流速和水位分别降低了37%和19%[117, 118]。该系统体现了实时控制系统的许多优点，同时可避免布置大规模传感器网络、集中控制系统、通信系统以及进行基础设施改造，大大降低了成本和复杂性。

114. SUEZ. (2018). How our smart storm water system is helping Chongqing, in China, to become a "sponge city". Retrieved from SUEZ: https://www.suez.com/en/our-offering/success-stories/our-references/smart-storm-water-control-system-to-build-sponge-city-for-chongqing.

115. GOV.UK. (2019, May). Environment Agency Chair calls for new approach to flood and coastal resilience. Retrieved from GOV.UK: https://www.gov.uk/government/news/environment-agency-chair-calls-for-new-approach-to-flood-and-coastal-resilience.

116. EU. (2015). Cost Effective Neural Technique for Alleviation of Urban Flood Risk. Retrieved from European Commission: https://cordis.europa.eu/project/id/641931.

117. EU. (2018, November). Adaptable, scalable and cost-effective local solution to urban flooding prevention. Retrieved from European Commission: https://cordis.europa.eu/article/id/241013-adaptable-scalable-and-cost-effective-local-solution-to-urban-flooding-prevention.

118. Marques, J., Simões, N., Maluf, L., & Shepherd, W. (2018). Report on the performance of the pilot CENTAUR and recommendations. European Commission.

日本受自然地理环境等因素以及高度城市化影响严重，洪灾事件多发。在日本，强降雨占到所有降雨事件的近30%，且逐年递增[119]。此外，城市空间的立体开发以及对水电网等生命线系统的依赖性增大，一旦遭遇雨洪侵袭，城市生命线系统很容易瘫痪，因此日本对洪水灾害的管理极为重视。被认定为有洪灾风险的大河一般都有了较为完善的水位预测机制；但是对于较小的河流或近期才安装水位传感器的地区，由于缺乏足够的水位数据和流量数据，很难进行准确的水位预测。据此，富士通开发了一套人工智能驱动的洪水预报系统[120]（图10），可利用降雨和有限的水位、流量数据来准确预测水位。该系统基于水箱模型创建了一个数学模型，使用机器学习训练历史降雨和水位数据，从而推导最佳参数，可以根据短短三天的降雨量和水位数据来预测未来几小时的水位。即使在河流环境发生变化或引入新的基础设施之后，该系统也可以非常快速地优化预测模型。此外，富士通还将这项技术与标准水位预测方法进行了比较，成功证实该技术可以提供同等或更好的预测精度。

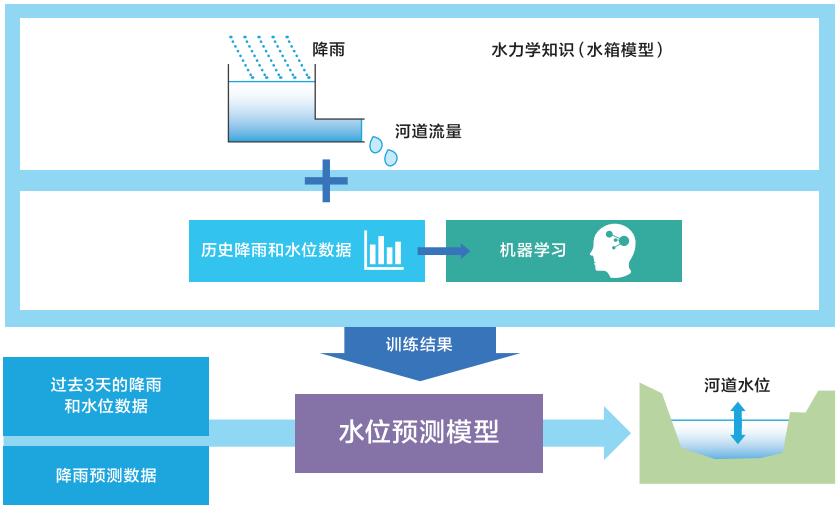


图 10 人工智能驱动水位预测系统示意图[121] 来源：Fujitsu, 2020

119. Furumai, H. (2019, April). Integrated Urban Flood Risk Management in Japanese Cities: Challenges, opportunities, and lessons learned for global cities. Retrieved from University of Tokyo: http://www.scpmirai.t.u-tokyo.ac.jp/wp/wp-content/uploads/2019/09/WB-Proposed_Integrated-Urban-Flood-Risk-Management-in-Japanese-Cities_19-0412_st.pdf.

120. Fujitsu. (2019, August). Fujitsu Develops AI Disaster Mitigation Technology to Predict River Flooding with Limited Data. Retrieved from Fujitsu: https://www.fujitsu.com/global/about/resources/news/press-releases/2019/0816-01.html.

121. Fujitsu. (2020, January). Predicting river water levels with AI. Retrieved from Fujitsu Blog: https://blog.global.fujitsu.com/fgb/2020-01-22/predicting-river-water-levels-with-ai/.

四、建设路径及实施方法

早在2011年，麦肯锡全球研究院发布的报告中就着重强调了大数据引领行业变革的巨大潜力。时至今日，随着数字平台、无线传感器和移动电子设备的信息涌入，全球信息流将继续每三年翻一番[122]。处于各行业趋势前沿的公司都在引入数据驱动的业务模型，数字原生代公司自身在数字化转型上具有天然优势，而老牌行业和企业需要通过巨大努力改革现有遗留系统以适应数据驱动决策的时代。走在行业前端的企业依托大数据不仅可以提高核心业务运作效率，还能实现商业模式创新，以积极寻找进入其他行业的途径。但是一些企业仅在技术领域或项目上投入巨资，尚未改变自身组织架构来发挥这些投资的价值。数据分析不仅是分析结果，更是对新的商业模式的探索。一方面提升工作效率，提高产品和服务性能，改善客户关系，增加投资回报率；另外一方面可以发现上下游或者跨行业的新商业机会或模式。

如今，人工智能价值仍在很大程度上取决于其可获得的内部与外部数据的数量与质量，以及数据存储、组织与处理方式[123]。因此，水务机构需要在战略制定初期就明确数据要求，围绕数据收集、数据访问和数据分析创建一个生态系统，建立规范和存储数据的方法，与专业团队合作，最大程度地发挥人工智能的潜力。

（一）制定战略

基于技术变革、新业务模式，以及不断变化的市场需求，领导者们必须意识到，数字化转型的终点正在不断更新，组织必须能够“随机应变”，面对即将出现的问题，制定战略计划和解决方案，并通过技术和业务创新使目标成为现实。

1.1 数字愿景

水务机构必须将数字化纳入公司的核心战略愿景，将数字业务与核心业务战略联系起来，了解水务行业的技术发展和竞争压力，以及相关的业务挑战和可能遇到的瓶颈，在分析问题和制定战略的同时，思考如何应对挑战，如何使用不同的数字手段实现自身业务目标，并将自身的数字水务定位与当地的政府战略进行匹配。

1.2 文化结构

归根结底，数字化转型的成功很大程度上取决于员工。无论精神上还是执行层面上，只有在人的支持下，数字化才可能实现。在强有力的领导以及各级员工的支持下，坚持“以人为本”，将人的经验和见解与数据分析得出的信息相融合，方可制定出切实可行的决策。

同时，组织需增设特定角色，例如首席数字官、数字工程师等进行组织架构上的调整，并针对新兴需求进行长期的培训和发展规划，以应对数字转型的挑战。

122. MGI. (2016). The Age of Analytics: Competing in A Data-Driven World. McKinsey & Company.

123. Hill, T. (2018, May). How Artificial Intelligence Is Reshaping the Water Sector. Retrieved from Water Finance & Management: https://water-fm.com/artificial-intelligence-reshaping-water-sector/.

1.3 资金模式

尽管多数水务机构主要依靠来自领导层的资本投资，但也需要寻找新的、具有创造性的方法来为组织的成长提供资金来源。因此，为确保组织具备扩展计划和业务所需的技能和资源，领导者需要考虑资金来源的多样性，例如从运营改进中节省的成本等。

1.4 机会评估

水务机构应该根据业务价值、实施难易度以及目标来创建衡量数字机会的框架和程序，对数字项目的优先级进行排序。业务价值的衡量标准主要包括是否与业务战略一致，有无充分的资源、技能以及预算，能否简化工作过程等；实施难易度的衡量标准主要包括技术推广难度、定制化复杂程度、人力投入、项目期限以及技术平台稳定性等。而诸如改善用户体验、提高运营效率、增加投资回报率等目标也是评估数字机会的重要因素。通过明确切合实际的优先级，组织可以有效筛选出值得投资的2-3个领域——在这些领域中，数字化程度的提高可以带来最明显的影响和改变。

1.5 人才吸引

即使是数字化程度很高的公司也缺乏足够的人才，健全公司内部员工队伍十分必要，有效识别、评估人才的技能和才干可以确保他们在适合的岗位上“扮演”正确的角色。除招募信息技术专业人才外，公司还需给员工提供适合其工作范围和职责的数字化培训，让员工可以继续无缝操作和适应新系统。发展人才不仅需要培训，还需要创造使员工不断学习，获取数字化经验和成长的环境。

（二）实施路径

在数字化生态系统中，水务机构需要将数据视为资产，最大程度上利用数据的价值，进行关键业务决策。为实现数据驱动业务，在塑造战略构想的基础上，水务机构应解决数据生成、收集、组织、分析等问题，更改相应的业务流程以便将数据信息整合到实际工作流程中。

2.1 搭建“信息化底座”

首先要构建一个强大的融合各类ICT技术信息化底座，进行感知、识别、信息采集传输，并将海量水务信息进行数据化整合，将终端数据构建成直观可用的数据信息网络。作为感知基础，传感器性能决定着所收集数据的质量，极大影响着物联网本身以及后端数据的智能处理效率。传输层是数字水务实现全方位覆盖的重要保障性网络集群，负责连接感知层和数据平台，需要具备高速率、低损耗、安全可靠地传递和处理感知层信息的能力。



通过基础物理设施和网络的搭建，以综合数据平台的形式实现水文水质监测数据、设备运行数据、资产数据和用户反馈数据的高效收集及整合，为后续信息处理和相应决策行为提供大量的数据支撑。由于“信息化底座”一旦建成，后期改造的成本高、难度大，因此要适应数字水务提前建设高标准的基础设施，实现超前布局，为未来技术进步预留改进空间。

2.2 打破信息孤岛

在水务机构内部，各部门收集到的数据多仅供自身使用，没有与其他部门共享。打通业务部门之间的信息壁垒，将水文水质监测、供水调度、水与污水处理、雨污管理、智能排涝等系统连接起来，对数据进行有效整合，实现信息共享和数据互联。

除信息共享外，打破职能孤岛并专注于跨职能协作同样被认为是在数字环境中取得成功的关键。根据德勤的调研报告[124]，超过70%的数字化成熟企业正在使用跨职能团队来组织工作，并且根据数字业务优先级来确定团队的职责。

2.3 保障网络安全

水是具有公共卫生风险的重要资产。城市的供水网络一旦被不法分子关闭或入侵，后果将不堪设想。水务机构还管理着用户大量的机密信息和私人信息，包括财务数据等，如果遭受网络攻击将会导致用户信息丢失或运营中断。因此，需制定严格的网络安全体系、标准规范体系与安全保障措施，以确保这些数据不被攻击和滥用。近年来，为顺应新一轮科技革命和产业变革，中国提出加快新型基础设施建设并做出一系列决策部署，在新基建发展过程中扎实推进网络安全能力建设，着力构建新型网络安全保障体系[125]。

在基础设施建设阶段，水务机构就应严格遵守网络安全设计框架，利用新的数字技术抵御网络攻击。如深度学习算法可用于检测异常行为，区块链技术通过保护信息和数据，总体上提高了网络安全性，尤其是对客户数据的管理。此外，员工需要接受网络安全培训，熟悉网络安全防御知识以及掌握遭受网络攻击的处理方法。水务机构可组建专门的网络应急响应团队，在操作员和工程师无法解决网络安全事件时，及时派遣专业团队解决问题。组织还应做好数据和系统定期备份工作，以便在出现意外状况时使用备份系统或组件进行操作，确保工作的连续性，减少系统恢复所需的时间。

124. Kane, G., Palmer, D., Phillips, A., Kiron, D., & Buckley, N. (2017). Achieving Digital Maturity: Adapting Your Company to a Changing World. MIT Sloan Management Review.

125. 中国信息通信研究院. (2020). 新基建产品手册.

2.4 提高数据质量

人工智能作为数据驱动业务的主要工具，所利用的数据质量关乎决策分析的准确性。水务机构需要从数据源头（传感设备）和数据预处理两方面来进行把关。传感器数据的可靠性除了从硬件本身进行改进以弥补外，还可通过软传感器（soft sensor）来提高。若模型算法使用了背景噪音很大的数据进行训练，将会极大地影响模型鲁棒性，产生低效甚至适得其反的预测结果。此外，数据缺失也会影响模型训练的准确性。因此，在进行有效数据分析之前，通常需要对数据进行预处理，比如通过分箱、回归、异常值检测等方法对数据去噪，利用贝叶斯推理或决策树推断缺失属性。

2.5 加强分析预测

数据收集并得到验证后，需对其进行分析（例如视频分析，机器学习和数字孪生技术）并将其转变为可采取行动的有用见解，对未来进行预测和支持决策，使水务机构在运营中采取更加主动的态度。将数据分析工具与业务洞察力相结合，能为决策者提供更高的信息价值。基于此，水务机构需搭建自己的数据团队，除数据科学家，有些无法标准化和用人工智能替代的工作还需要业务“翻译员”来完成。业务“翻译员”能够将数据价值与专业知识以及业务相结合，解决实际应用问题。

2.6 实现人机决策

人机高效决策系统由“人”和“机”共同组成，通过二者协作实现以人为中心的复杂决策系统。该系统可以收集并提供决策所需要的内外部环境信息；通过学习，针对决策者提出的决策问题，制定多种决策方案，供决策者选择；同时，依照执行系统提供的反馈信息，协助决策者进行调节控制，为后续制定方案积累经验。

未来，人工智能和人类并肩工作的混合型劳动力将是一大趋势，机器人技术和人工智能将不会完全取代人类劳动。相反，这些数字工具可以提高员工的工作效率，如智能自动化解决方案可使员工从低级的重复性劳动中解放出来，从而使个人有更多的精力去从事具有更高价值的活动，即问题解决、思路挖掘、社交等。

2.7 建立知识体系

知识管理是组织识别、整理和管理自己所拥有的知识，加以利用并获取竞争优势的过程。通过知识管理有效提升员工的素质和专业技能，以实现业务目标，建设企业文化，增强企业凝聚力。

水务机构应建立人文与技术兼备的知识管理体系，鼓励员工将学习融入正常的业务节奏中，提高员工培训和信息交流参与度，促进团队合作能力，提高生产力。例如建立协作和知识共享平台；利用在线学习平台，水务机构无需建立昂贵的培训中心，可使用大量在线公开课程和定制的在线解决方案，通过经济高效的网络学习平台和应用程序对员工和客户进行培训；召开定期分享会，部门间或部门内部定期举办学习和分享活动，通过分享活动，有效促进知识在组织内的流动，从而使知识由个人经验扩散到组织层面，实现个人和组织的共赢。

五、结语

5G网络、数据中心等“新基建”是以新发展理念为引领，以技术创新为驱动，以信息网络为基础，面向高质量发展需要，提供数字转型、智能升级、融合创新等服务的基础设施体系。作为数字经济的基础保障，“新基建”是未来经济转型发展、创新发展的重要引擎。水务行业同样将深受影响，以“数据化”、“智能化”等为代表的新理念新技术正在筑造新的产业发展基础。人工智能与水务业务深度融合，就是结合水务物联网建设，在大数据基础上进行数据挖掘，通过海量数据学习训练形成内在模型，在水务工程师不断调试完善下，发挥类似人类大脑的作用来指导相关业务和辅助决策。未来，数字化、网络化、智能化进程将加速数字水务的发展，人工智能在数字水务中的应用场景将日渐丰富，通过实现水情实时监测、水资源优化调度、水质安全保障等服务，保护水环境水生态，守护绿水青山。

惟愿：水务与人工智能齐飞，人类与自然共和谐！



INTERNATIONAL WATER ASSOCIATION
Export Building,1 Clove Crescent
London E14 2BA United Kingdom
Tel:+44 (0) 20 7654 5500
Fax:+44 (0) 20 7654 5555
E-mail:water@iwahq.org

Companyregistered in England No.3597005
Registered Office as above
Registered Charity (England) No.1076690

inspiring change
www.iwa-network.org