

城市污水处理过程异常工况识别和抑制研究

韩红桂¹ 伍小龙¹ 张璐¹ 乔俊飞¹

摘要 城市污水处理过程 (Municipal wastewater treatment processes, WWTPs) 由于进水流量、进水成分、污染物种类、有机物浓度等被动接受, 系统始终运行在非平稳状态, 导致污泥膨胀等异常工况频发. 异常工况一旦发生, 会降低污水处理效率, 引起出水水质超标等问题, 严重时造成污水处理过程崩溃, 引发事故. 因此, 如何降低异常工况发生率、保证城市污水处理过程安全平稳运行, 是城市污水处理过程亟待解决的难题. 围绕城市污水处理过程异常工况的识别和抑制方法, 文中梳理了其研究进展. 首先, 介绍了城市污水处理运行的背景与异常工况的特点; 其次, 概述了一些主流的污水处理异常工况识别和抑制方法; 最后, 进行了分析与总结, 指出了城市污水处理过程异常工况识别和抑制方法未来的研究方向.

关键词 城市污水处理, 异常工况, 识别, 抑制

引用格式 韩红桂, 伍小龙, 张璐, 乔俊飞. 城市污水处理过程异常工况识别和抑制研究. 自动化学报, 2018, 44(11): 1971–1984

DOI 10.16383/j.aas.2018.c180439

Identification and Suppression of Abnormal Conditions in Municipal Wastewater Treatment Process

HAN Hong-Gui¹ WU Xiao-Long¹ ZHANG Lu¹ QIAO Jun-Fei¹

Abstract Since the influent flux, components, contamination's variety and concentration of municipal wastewater treatment processes (WWTPs) is passive acceptance, the operation of municipal WWTPs always stay in the non-stationary state, which frequently leads to terrible abnormal conditions, such as sludge bulking. Once abnormal conditions happen, it will decrease the efficiency of municipal WWTPs and bring the problem of unqualified effluent. In serious cases, the collapse of municipal WWTPs and even accidents are caused. Thus, it is also a crucial task to reduce the occurrence of abnormal conditions and ensure security and stability of municipal WWTPs. In this paper, the researches with respect to identification and suppression of abnormal conditions in municipal WWTPs are reviewed. First, we introduce the background of municipal WWTPs and characteristics of abnormal conditions. Second, the overview of methods that identify and suppress the abnormal conditions is presented. Finally, we realize the analysis and summary of this paper, and point out the future research direction of identification and suppression methods for abnormal conditions in municipal WWTPs.

Key words Municipal wastewater treatment process (WWTPs), abnormal conditions, identification, suppression

Citation Han Hong-Gui, Wu Xiao-Long, Zhang Lu, Qiao Jun-Fei. Identification and suppression of abnormal conditions in municipal wastewater treatment process. *Acta Automatica Sinica*, 2018, 44(11): 1971–1984

我国城市水污染问题普遍存在, 直接危害着国民的生活健康和生态平衡, 已受到人们的广泛关注并成为迫切需要解决的问题^[1]. 污水再生回用, 最大限度地保护水环境, 实现淡水资源可持续利用和良性循环, 已经成为世界各国政府水资源综合利用的战略举措^[2]. 近年来, 我国大力推进城市污水

处理 (Municipal wastewater treatment processes, WWTPs) 厂建设及其相关技术开发应用, 有效地提升了我国污水处理率^[3]. 但是我国城市污水处理厂的运行状况却不容乐观, 异常工况已成为困扰我国城市污水处理厂运营和发展的主要瓶颈. 异常工况发现和处置不及时、过程安全管控不力, 将直接影响出水水质, 并危害整个污水处理系统的运行, 严重时会导致整个污水处理过程崩溃的情况^[4]. 由于我国城市污水处理厂自动化水平普遍不高, 污水处理过程的过程调控仍然依靠人工经验操作, 难以适应不同地域, 不同污水水质水量处理要求, 导致我国城市污水处理厂异常工况不仅发生率高, 而且类型多样、涉及面广、难以抑制^[5], 严重制约了城市污水处理厂的发展. 因此, 寻求有效的异常工况识别与抑制方法, 准确识别和成功抑制污泥膨胀可谓迫在眉睫.

收稿日期 2018-06-21 录用日期 2018-10-06
Manuscript received June 21, 2018; accepted October 6, 2018
国家自然科学基金 (61622301, 61533002), 北京市自然科学基金项目 (4172005), 教育部-中国移动科研基金项目 (MCM2017030) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (61622301, 61533002), Beijing Natural Science Foundation (4172005), and Scientific Research Foundation for China Mobile, Ministry of Education of China (MCM2017030)
本文责任编辑 孙健
Recommended by Associate Editor SUN Jian
1. 北京工业大学信息学部 北京 100124
1. College of Electronic Information and Control Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124

近年来,国内外对城市污水处理厂异常工况的识别和抑制方法投入了大量研究,旨在预防和抑制异常工况的发生,确保污水处理厂安全稳定运行.其中,运用自动化技术解决异常工况的识别和抑制难题,获得该领域众多学者的广泛研究和关注^[6-7].经过多年的努力,污水处理过程自动化技术取得一系列重要突破,先进的控制技术已经开始在城市污水处理异常工况识别和抑制中得到应用^[8-10].文中将概述污水处理异常工况的分类、危害及其致因因素等主要特点,并在常见识别和抑制措施的基础上,阐述其中得到应用广泛且特别有效的异常工况识别和抑制方面两个方面的研究现状.然后,讨论在实际应用中存在的问题,并给出了相应的解决思路.最后,对城市污水处理过程异常工况识别和抑制的发展前景进行展望.

1 异常工况描述

本节主要概述异常工况的特点,包含异常工况的分类与成因.

1.1 异常工况分类

采用活性污泥法工艺的污水处理过程机理复杂,运行工序和条件较多,涉及物理、化学和生物等多类反应过程^[11].在恶劣环境变化、人工操作不当、水质监控不及时等因素影响下,污水处理厂难以保证稳定性和可靠性的工况,易发生异常现象.常见的污水处理过程异常工况包括污泥膨胀、泡沫与浮渣故障等.

1) 污泥膨胀

污泥膨胀发生时污泥呈现结构松散,质量变轻,沉淀压缩性能差等特征.根据污泥微生物生长状态,污泥膨胀主要分为丝状菌污泥膨胀和非丝状菌污泥膨胀^[12],该现象不仅能导致出水水质恶化,而且污泥持续流失会使曝气池内的微生物数量锐减,使之不能有效降解污染物,从而导致整个系统的性能下降,甚至崩溃^[13-15].基本上各类型的活性污泥工艺都会发生污泥膨胀现象,该现象一旦发生将难以控制,需要较长的修复时间达到正常状态.同时,污泥膨胀的发生率高,每年在欧美发达国家近一半的城市污水处理厂都会发生不同程度的污泥膨胀,在国内约90%的城市污水处理厂也会出现污泥膨胀^[16].由于污泥膨胀发生机理复杂,涉及了复杂的微生物生长过程以及多类相关影响因素,这为抑制污泥膨胀,维护污水处理过程平稳运行带来挑战.

2) 泡沫

泡沫主要呈现于污水水面,种类包括启动泡沫、冲击泡沫、反硝化泡沫、过氧化泡沫等,表现

出不同颜色、形态,伴有不同气味^[17-18].当曝气池发生泡沫时,整个曝气池表面被泡沫或浮渣覆盖,黏性增加成浓稠状,降低曝气池的充氧效率,在二沉池中污泥不易沉降,降低污泥的沉淀性能,使出水水质恶化,严重时甚至会溢出曝气池.此外,泡沫在大风季节会随风飘逸影响环境并散发出气味,给污水处理厂的运行和管理带来很多麻烦.国内外的城市污水活性污泥处理厂中一半以上会发生过泡沫现象,有的一个月发生数次,严重影响了生产运行,急需有效地防止和控制泡沫的措施和手段,降低泡沫的发生率和对污水处理的影响.

3) 浮渣

浮渣包含黑色稀薄、黑色堆积过度、棕褐色稀薄、棕褐色堆积过度4种形态^[19],呈现产量大、含固率高、黏稠、纤维多等特点.生化反应过程的浮渣通常产生于在曝气池部分区域以及二沉池内^[20].曝气池内的浮渣主要由于其自身活性污泥系统代谢异常.当曝气池处于严重的缺氧或厌氧状态时,大量的活性污泥厌氧分解,产生气体后夹杂厌氧泥团出现上浮形成浮渣;二沉池内的浮渣一方面来源于曝气池,另一方面是由于污泥反硝化导致污泥上浮及严重缺氧导致的厌氧污泥上浮.出现的浮渣也极易导致堵塞现象,甚至影响设备的正常运转.因此,浮渣的出现需要及时处理以防止其对污水处理过程造成的严重影响.

其他异常工况,例如水体受有毒有害化学物质污染,影响活性污泥对水体有机物的降解,造成出水中不仅包含常见化学需氧量(Chemical oxygen demand, COD)、生化需氧量(Biochemical oxygen demand, BOD)、总氮和总磷等指标超标,而且存在过量的重金属离子、大肠菌类等,污水恶臭味重,排放至江河湖泊后,容易造成富营养化,毒害水动植物,影响生态环境和居民的用水健康^[21];污水处理过程设备运转异常,污水管道存在渗漏及喷溅现象,加药和消毒装置出现漏液、漏气等,设备设施故障将会为污水处理过程的正常运行带来损害^[22].

1.2 异常工况成因

异常工况成因是采取相应预防和抑制方法的主要依据.污水处理过程异常工况的形成机理复杂,且致因因素多样,这导致异常工况的特征难以甄别,引发异常工况诱因不明确,抑制方法也难以达到理想效果^[23].污水处理过程污泥膨胀、泡沫以及浮渣等异常工况的产生主要是由活性污泥中微生物的生长异常以及生化反应过程严重失衡所导致.

1) 活性污泥微生物生长异常是造成污泥膨胀,泡沫以及浮渣等异常工况的重要原因之一,根据扩

散选择理论^[24]、动力学选择理论^[25]、贮存选择理论^[26]以及一氧化氮假设理论^[27]对污泥膨胀发生机理的解释. 过量的丝状细菌之间相互支撑、交错, 将影响活性污泥的凝聚、沉降、压缩性能, 从而形成丝状菌污泥膨胀^[28]; 当微生物产生胞外聚合物并形成累积, 使活性污泥表面附着水大大增加, 使污泥的体积变大, 即发生非丝状菌膨胀污泥^[29]. 此外, 丝状菌呈丝状或枝状, 易形成气泡浮到水面, 而且气泡不易破碎, 造成泡沫现象. 当水中存在油、脂类物质和含脂微生物时则更容易产生表面泡沫现象^[30]. 但一方面由于污水处理过程进水流量、进水成份、污染物种类、有机物浓度等被动接受, 导致生化反应区泥水混合物的微生物含量波动较大; 另一方面活性污泥微生物种类数量多, 不同地区和不同工艺运行条件下出现的微生物有所差异, 工况环境对微生物影响较大且具有不确定性. 因此, 通过准确获取微生物生长状态信息判断异常工况特征非常困难. 此外, 在特定工况环境的诱导下, 异常现象往往发展速度较快, 异常工况识别不及时将导致工况的恶化, 进而引发更严重的异常现象.

2) 过程变量失调引起生化反应过程的失衡是异常工况发生的另一重要原因, 污水处理过程中厌氧-缺氧-好氧反应在曝气池内同时存在或反复周期实现. 进水负荷、污泥龄、溶解氧和有机物含量等过程变量均对反应效果产生影响^[31-33]. 过程变量调控不当易造成异常工况的发生. 例如, 进水负荷或提高曝气池中有有机物的负荷率较低时, 在生长竞争中超过菌菌胶团细菌优先生长. 此时较高的负荷有增加泡沫和浮渣形成的风险^[34]; 污泥龄过长时, 更有利于丝状菌的生长, 丝状菌发生过度生长的概率较大, 易引发丝状菌污泥膨胀现象^[35]; 曝气池内溶解氧相对不足或局部不足的现象, 活性污泥法发生老化、污泥膨胀等现象以及加药、pH 未获得较好的控制, 絮凝漂浮等易形成浮渣^[36]. 为了预防和抑制异常工况, 污水处理过程需要根据过程信息调控过程变量, 使生化反应过程能够保持在健康运行状态. 目前较为常见的调控方式主要涉及曝气、污泥回流、污泥停留时间等过程变量^[37-39]. 当一类或几类异常工况发生时, 需要对多个过程进行精细调控才能实现异常工况的抑制, 确保出水达标.

通过以上分析可知, 预防和抑制污水处理过程异常工况不仅需要异常工况及时准确的辨识特征信息, 获取异常工况类型、类别等, 还需要根据异常工况特征信息, 精准调控若干过程变量, 协调生化反应过程, 使污水处理稳定或重新达到健康状态, 从而避免异常工况的发生, 实现异常工况的修复. 但在复杂工况环境以及多重生化反应过程影响下, 如何采

取适宜的方法识别异常工况的类型、严重程度以及对水质和整个污水处理运行状态产生的影响, 如何采取合理的措施实现抑制异常工况, 目前仍是城市污水处理厂面临的难题.

2 污水处理异常工况识别和抑制方法

经过多年的研究和实践, 城市污水处理厂异常工况的识别和抑制方法取得了重要突破. 通过信息、自动化以及人工智能等技术的衍生应用, 目前已形成了一系列有效的异常工况识别和抑制方法, 保障城市污水处理过程安全运行, 减少因故障和异常引发的损失. 下面将从异常工况的识别方法和抑制方法两个方面对具体的实现方法进行总结.

2.1 污水处理异常工况识别方法

从异常工况的成因来看, 异常工况征兆识别研究主要分为两类^[40-42], 一类是根据异常工况机理特征的识别方法; 另一类是利用污水处理过程变量的数据, 解析变量间关系, 估算和预测异常工况征兆, 利用数据驱动的方法实现对异常工况征兆的识别.

2.1.1 基于机理特征识别方法

异常工况表现特征主要有颜色、形态、粘度等, 污水处理厂经验操作人员通过观察机理特征, 可以快速判断异常工况是否发生, 同时也可以分辨出异常工况的类型、严重程度, 从而采取相应的措施进行抑制. 例如泡沫故障分析的方法^[43]. 棕黄色泡沫代表活性污泥处于或将进入污泥老化状态; 灰黑色泡沫表示活性污泥系统出现了缺氧或厌氧状态; 白色泡沫代表活性污泥负荷过高、曝气过量、洗涤剂进入等; 彩色泡沫则是与进入带颜色、洗涤剂、表面活性剂有关. 通过机理特征识别方法具有快速、便捷的优势, 但必要条件是需要经验极其丰富的操作人员, 而发生异常工况的现场往往对操作员的人身健康产生负面影响^[44]. 此外, 由于污水处理异常工况存在多重类型, 出现误判的几率较高.

为了降低对经验操作人员丰富经验的苛求, 一些封闭式污水处理厂和污水处理实验基地, 开始引进图像分析方法来替代经验操作人员观察, 或深入复杂工况环境对污水处理运行过程实现监视^[45-46]. 如 Motta 等在通过光学显微镜图像观察丝状菌特征, 估计丝状菌数量、絮体大小和分形尺寸, 给定丝状菌生长状态的描述, 建立丝状菌特征组合与丝状菌污泥膨胀的关联, 实验结果表明利用观察结果可以直观判断丝状菌污泥膨胀是否发生^[47]. Mamais 等利用显微镜检测方法对引起污泥膨胀和泡沫的微生物数量和种类进行观察, 辨识不同种微生物引起污泥膨胀和泡沫的发生过程, 先后记录和分析了 20 多

种微生物的形态大小,形成微生物菌落形态与异常工况的对应关系,从而根据菌落特征,判断是否发生异常工况以及引起异常工况的微生物类别^[48]。此外,随着数字图像分析技术的引入,一些学者运用在显微镜下人工计数的方法来研究微生物特征,预估微生物生长状态,判断异常工况是否发生。Banadda 等利用图像分析技术检测早期的异常工况现象,通过对微生物菌落的图像特征进行分析,确定丝状菌总长度、絮体等效直径、絮状物的圆度和絮状物回转半径均值与异常工况之间的关联,基于动态状态空间建立异常工况识别模型,从而实现了对异常工况的识别^[49]。Boztoprak 等通过测量采集活性污泥微生物的絮体和纤维图像,并利用图像分析系统识别微生物的颜色和形态,分析结果与制定的判断依据与其他方法进行了比较,评价活性污泥特性和沉降特性,判断异常工况是否发生^[50]。其他例如荧光原位杂交 (Fluorescence in situ hybridization, FISH)^[51],基于基因染色的微量元素检测^[52]等技术也广泛应用于污水处理过程活性污泥微生物生长状态及其形态特征的识别,进而实现对异常工况的判别。图像分析方法一方面需要有足够的微生物信息,另一方面还需要可靠的分析技术。但由于活性污泥微生物种类繁多,已经过验证和分析的微生物信息有限,目前的图像分析技术还难以辨别各类微生物种类和精确描述相应的生长状态。因此,实际运用图像分析技术来解决异常工况识别问题,还需要其他识别与分析方法进行补充。

目前很多污水处理厂经过反复验证,采用传统的水质指标、污泥体积指数 (Sludge volume index, SVI)、泡沫浮渣指数 (FCI)^[14]、微生物含量指数等进行直接提取和测量,能可靠识别污水处理运行状态是否发生异常。例如,基于污泥膨胀发生机理,污泥沉降性能是鉴别污泥膨胀是否发生的重要判断指标,污水处理厂通过实验室测量方法测量 SVI 值,根据既定阈值,即当 SVI 值超过 120 时,判定污泥膨胀的发生^[53]。为了进一步判断污泥膨胀发生的严重程度, Peng 等将二沉池测量的 SVI 值分成三类来划分污泥膨胀的严重程度,其中当 $120 < \text{SVI} < 220$ 时,即认为污泥处于微膨胀状态,当 $\text{SVI} > 220$ 时,即认为污泥处于严重膨胀状态^[54]。虽然该测量方法能够通过测得 SVI 值,判断异常工况是否发生,但是存在频次少、操作较繁琐,测量历时较长等缺陷。为了提高检测频率,便捷获取相关指数,一些在线仪表的开发能够实现评价指数的连续测量。如美国 HACH 公司的 OptiQuant SVI 分析仪,通过污泥沉降比获得污泥体积指数^[55]。加拿大 Markland 公司的 502TP 可以测量悬浮物浓度 (Mixed liquid

suspended solids, MLSS),实现对出水水质的分析,判断是否出现水质严重超标现象,同时对运用该表可以测量出污泥浓度,依照污泥浓度的标准判断是否会发生污泥上浮、漂流等异常现象^[56]。该类仪表能够提高检测的可操作性,但使用过程中需要经常添加或频繁更换化学试剂,成本较高,对工作环境要求苛刻,在波动大和腐蚀性严重的检测过程环境中,检测精度难以保证。此外,虽然提高了检测频次,但仍然没有达到实时检测的水平。

2.1.2 基于数据驱动识别方法

为了充分利用污水处理过程变量数据,在线识别异常工况特征,研究者们通过分析过程数据,挖掘与异常工况相关联的特征变量,建立基于数据驱动的过程特征模型,表达异常工况特征,结合阈值和参数设定,判断异常工况的发生^[57],如图 1 所示。

为了实现预测和识别异常工况的发生, Makinia 等通过分析异常工况形成机理,深入分析污水处理过程活性污泥 3 号模型 (ASM3),建立了污泥底物浓度去除率与微生物生长的关系,通过在线计算污泥底物浓度去除率实现对微生物生长状态的识别,实现预测和识别异常工况^[58]。然而该方法通常在实验室环境下进行。实际污水处理的工况环境具有强时变性,固定参数的机理模型难以适应过程动态变化,异常工况识别的成功率较低。为了改善模型性能,提高异常工况识别的成功率, Bansal 等运用隐马尔可夫模型对事件的预测能力,从历史数据中找出丝状菌膨胀发生的概率,直接实现丝状菌膨胀的预测^[59]。然而这种基于概率统计数据驱动的方法选择变量过于单一,忽略了其他变量和因素对异常工况的影响。此外,模型在严重干扰环境下的识别和预测能力较差。为了提高异常工况特征预测的可靠性, Xavier 等通过对异常工况特征与过程变量关系的经验总结,描述了溶解氧、pH 值、污泥负荷引起的 4 种不同类型异常工况,同时建立了关于异常工况的风险评估模型。实现了对异常工况及其类型的预测^[60]; Mesquita 等利用偏最小二乘法对过程变量和污泥沉降性能进行分析,提取了溶解氧、pH、氨氮等 6 种引发污泥膨胀的致因因素,建立致因因素与污泥膨胀指数 SVI 之间的回归模型,并在线校正模型参数,实现了对污泥膨胀的在线判断^[61]; Smets 等结合引发异常工况因素与丝状菌特征之间的关系建立了异常工况识别的有源自回归模型 (Auto-regressive with extra inputs, ARX),利用实测数据实现了对 ARX 模型参数的校正,达到了识别浮渣、泡沫故障、有毒污水以及污泥膨胀的效果^[62]; 韩红桂等基于丝状菌生长动力学来研究了引发丝状菌污泥膨胀的影响因素分析了它们之间的关系,

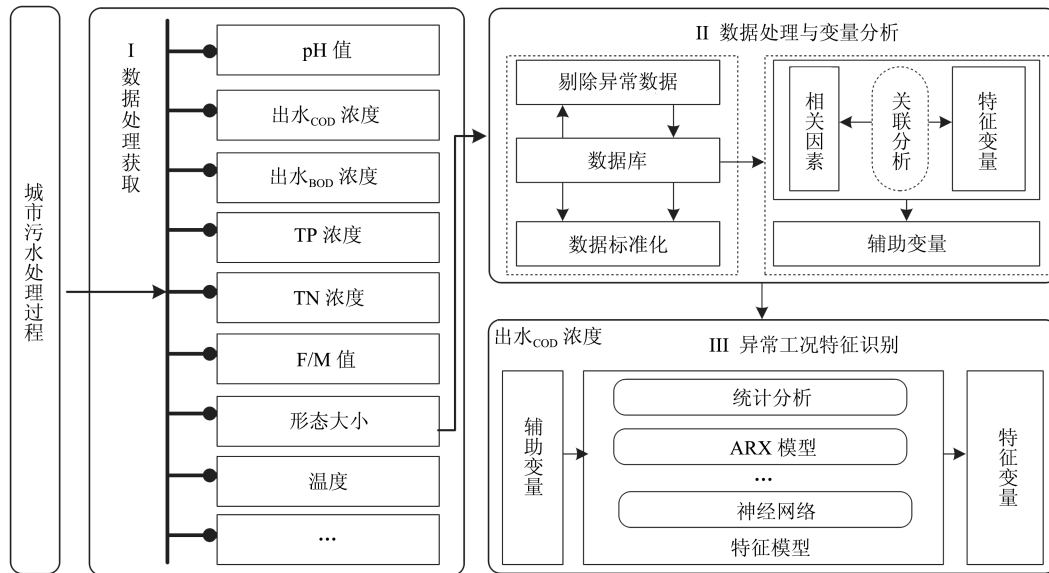


图 1 污水处理异常工况的数据驱动识别方法

Fig. 1 The data-driven method of abnormal conditions for wastewater treatment plant

建立了反应 SVI 与影响因素之间因果关联的机理模型, 并对模型中的参数进行了解析, 最后利用数据分析和统计方法构造出关于丝状菌膨胀的简化机理模型, 实现对丝状菌污泥膨胀的识别^[63]. 运用异常工况特征与其特征变量之间因果关联分析的异常工况识别方法能够直接从数据中挖掘信息规律, 并利用规律实现异常工况征兆的识别, 降低了对设备的依赖程度, 避免了因观察、测量及分析等实际操作的繁琐过程, 提高了识别和预测的频率, 能够较为便捷地运用于实际污水处理过程, 但该方法需要能够表征因果关联的可靠模型. 由于污水处理生化反应的复杂性、不确定性以及高非线性特征, 运用灰色模型方法^[64]、参数评估方法^[65]、统计分析方法^[66]等设计的模型难以表征.

随着对异常工况级别、类型、优先级等方面的识别需求越来越多, 精确性、稳定性和快速性已经成为检验异常工况识别方法重要指标. 为了满足识别需求, 达到理想识别效果, 在国内外应用了神经网络、模糊逻辑以及专家系统等智能方法实现污水处理异常工况高质量识别^[67]. 为了进一步提高识别精度, Brault 等将基于神经网络应用于污水处理丝状菌污泥膨胀的预测, 将影响该过程的关键参数作为神经网络输入, 实验结果表明, 与传统的丝状菌污泥膨胀征兆识别模型方法相比能够提高识别精度^[25]. Lou 等利用三层前馈神经网络对污泥膨胀特征进行预测, 将 pH 值、悬浮物固体浓度、溶解氧溶度等影响因素作为辅助变量, 来预测污泥膨胀是否发生, 从而实现对污泥膨胀的提前预警^[68]. Barnett 建立了

一个基于规则的专家系统, 用于污泥厌氧消化过程的异常工况识别. 借助过程数据的分析结果, 选用表征二沉池内状态的污泥浓度、悬浮物浓度、溶解氧浓度和 pH 值等作为辅助变量, 以异常状态作为识别输出, 同时定义了工艺运行状态注意、警告、危险和恢复正常等类型, 实现了对曝气池污泥厌氧消化过程异常状态的识别^[69]. 由于污水处理过程水质波动大、干扰严重, 为了保持异常工况识别的稳定性, Traore 等运用污泥浓度、污泥体积、悬浮物浓度等变量的模糊规则辨识二沉池的泥高, 并运用辨识结果评价二沉池泥水混合物的沉降性能, 判断异常工况是否发生^[70]. 为了改善模型的计算性, Han 等提出了基于自组织径向基神经网络 (Self-organizing radial basis function, SORBF) 预测 SVI 的方法. SORBF 运用网络节点的活跃度计算增长神经网络的隐含层节点以及计算互信息修剪网络节点. 该方法能够在保证计算精度的条件下, 降低计算复杂度, 保证 SVI 预测的快速性^[26].

根据以上分析可知, 我国城市污水来源繁杂、水质成分多且多数未知, 异常工况类型同样具有多样性, 常规仪器仪表很难满足多方面需求, 而且异常工况的特殊性需要识别方法具有较高的实时精确性. 为了更好地识别污水处理过程异常工况, 兼顾污水处理行业运营方式和成本, 相比其他识别技术来说, 基于数据驱动的智能识别技术是目前城市污水处理厂更优的选择之一.

2.2 污水处理异常工况抑制方法

通过污水处理厂长期运行记录和积累, 污水处

理过程异常工况的抑制目前已经形成一套通用的抑制方案. 例如, 针对丝状菌污泥膨胀, 其预防和抑制措施有提高曝气, 控制污泥负荷, 均衡营养等. 当膨胀现象较为严重时, 需要投入有效的添加剂实现抑制和杀灭丝状菌^[71]. 针对浮渣和泡沫的预防和抑制措施有及时排泥预防污泥龄过长, 控制污泥老化, 防止曝气过量, 增加营养剂的投加^[72]. 当浮渣和泡沫较为明显时, 采用自来水进行喷洒来减轻异常现象. 污水处理过程呈现地域性, 不同工况环境、不同的生活污水产生的异常工况不同. 为了满足不同污水处理异常工况的抑制需求, 目前异常工况抑制方法主要有两类: 基于机理特征抑制方法和基于过程调控抑制方法.

2.2.1 基于机理特征抑制方法

根据污水处理过程异常工况特征分析可知, 引起异常工况的因素多样, 其中, 泡沫、浮渣、污泥膨胀现象等异常工况的发生可以用物理、生化机理解析, 进而引出一系列的相关方法, 通过施加外部干扰、改变工艺环节以及恢复生化反应过程平衡达到抑制异常工况的目标^[73-74].

针对丝状菌是主要引起污泥膨胀、生物泡沫以及浮渣现象的微生物, 研究者研究丝状菌的生理特性, 寻找抑制丝状菌生长的有效药剂, 利用添加药剂的方法抑制丝状菌过量增殖^[75]. Seka 等指出微丝菌快速扩散是引起污泥膨胀的主要原因, 而淀粉可有效抑制微丝菌的扩散, 因而提出了一种利用控制污泥底物中淀粉含量抑制污泥膨胀的方法^[76]. Dierdonck 等发现丝状菌絮体沉降性能降低是引起污泥膨胀的因素, 提出利用控制糖类和淀粉比的方法提高反应池中丝状菌絮体沉降性能, 实现污泥膨胀的抑制^[77]. 此外, 根据异常工况成因, Lyko 等利用臭氧对回流污泥进行消毒, 降低活性污泥活化, 实现对浮渣的去除^[78]. Barrington 等为了提高活性污泥的絮凝性及吸附性, 利用硫酸铝及三氯化铁等促进污水中有毒物质, 提高出水水质质量^[79]. 利用投加药剂、助沉剂等抑制异常工况具有快速、短时间内效果明显等优势, 一般适用于较为严重、难以通过工艺操作抑制的膨胀现象. 该方法不但会增加运行成本, 而且当投加药剂过量会引起二次污染, 投加药剂不够则又不能达到抑制效果. 此外, 添加剂只能在短时期内维持抑制状态, 当添加剂停止添加后, 异常工况再次发生的风险极高^[80]. 为了防止二次污染影响, 保持抑制效果的长期有效性, Nilsson 和 Pitman 等发现在生物曝气池的前端设置厌氧和好氧的选择器, 可以抑制和淘汰某些丝状细菌的生长, 从而降低污泥膨胀和生物泡沫的发生几率^[81-82]; 李宝新等基于泡沫特性研发出除泡沫装置, 并置于污水处理过程

曝气池内, 用以大量减少了泡沫现象^[83]; Levacn 等通过研究缓和搅拌装置, 相对常见的污水处理搅拌机, 该装置不仅能提高污泥和水的混合度, 还能够降低转速, 减少泡沫故障的发生^[84]. 基于异常工况机理特征, 研究工艺装置抑制异常工况虽然能够解决一类异常工况的发生, 但往往需要耗费额外的成本, 此外, 针对于不同的污水处理厂, 工艺装置也很难适应个性化需求.

2.2.2 基于过程调控抑制方法

异常工况的发生与溶解氧、营养物、水质等致因因素相关, 通过过程调节实现对污水处理过程的生化反应进行优化, 使污水处理过程达到最佳的运行状态, 避免和抑制异常工况的发生, 已成为当前污水处理厂普遍采用的有效方法.

针对丝状菌污泥膨胀现象, Parker 等研究发现由于丝状菌的生长与溶解氧浓度关系密切, 溶解浓度较低时易发生丝状菌污泥膨胀. 根据这一特征, 提出了改变污水处理过程生化反应区的好氧区和厌氧区污泥停留时间, 改善丝状菌污泥膨胀现象, 当膨胀现象较为明显时, 增强过程曝气, 实现对丝状菌污泥膨胀的控制^[85]; Jiang 等深入研究丝状菌和其他菌类的生长竞争机制, 利用改变营养物的配比抑制丝状菌的过度生长, 从而实现抑制丝状菌污泥膨胀的发生^[86]; 赵霞等也根据抑制丝状菌生长, 改善活性污泥沉降性能的一系列常用措施, 如调整污泥负荷, 降低污泥停留时间, 控制活性污泥中微生物的生长周期, 及时排除病态污泥, 实现对丝状菌污泥膨胀抑制^[87]. 相对于利用添加剂的方法, 工艺操作的控制减少了二次污染和运行成本, 能够快速便捷地针对丝状菌征兆及引发因素采取相应抑制措施, 实现对丝状菌污泥膨胀的抑制.

为了更精确地调控过程变量, 达到理想的异常工况抑制效果, 研究者针对各类异常现象, 在污水处理过程控制中设计有效的控制器对过程变量进行跟踪控制. 针对当污水处理出水水质严重超标问题, 可以控制调节曝气、回流、污泥停留等方法增强污水处理脱氮除磷等过程, 从而有效控制污染物的含量, 污水处理能够实时达标^[88-90]. 为了确保污水处理生化反应过程运行在理想状态下, Song 等提出了一种 PID 鲁棒控制方法, 并在污水处理过程基准模型下 (BSM1) 进行测试, 实验结果显示利用分段控制曝气量和悬浮物浓度能够实现出水达标^[91]; 针对污水处理过程具有较强的非线性和滞后性, 控制器难以实现实时跟踪控制, Cristea 等运用模型预测控制方法控制污水处理过程溶解氧的含量. 该方法不仅能够使得出水水质达标, 还能降低因曝气和回流产生的能耗^[92]. 类似的方法如非线性模型预测控制方

法、监督新模型预测控制以及动态模型预测控制方法^[93-95], 在污水处理过程应用中均取得较好的控制效果. 为了增强污水处理过程抗水力冲击能力以及污水处理过程强干扰特性, Guo 等设计了鲁棒控制器^[96], 实现对污水处理回流的控制, 该控制器具有较好的跟踪性能, 能够实时保证出水中悬浮物的指标达标. 以上控制器的设计是基于污水处理过程模型, 依据成熟的过程模型, 从而推算出控制律. 目前国际水协会 (IWA) 提出的污水处理过程活性污泥系列模型已被广泛运用于污水处理过程控制中, 实现对异常工况的抑制^[97-99]. 然而, 由于污水处理的复杂性和时变性, 导致数学模型无法完全捕捉污水处理过程动态, 因此, 往往跟踪控制效果不稳定, 控制精度不高.

为了抑制异常工况现象, 确保污水处理效果, 智能控制已经成为国内外学者的研究热点. Han 等设计了一种基于模糊的模型预测控制器^[100], 该控制器运用模糊逻辑作为模型预测控制器的辨识器, 识别污水处理过程动态, 并使得有氧反应器中溶解氧的浓度维持在设定点, 控制结果不仅保证水质能够实时达标, 同时将能耗降低了近 28%. Zeng 等针对污水处理过程水质不能实时达标^[101], 研究了基于神经网络的预测控制系统. 系统包括采用 BP 神经网络建立的反应器非线性模型、神经网络控制器以及指标函数的优化算法, 实现了溶解氧浓度的精确控制^[102], 保证污水处理过程出水的实时达标. Ramin 等利用进水流量、出水流量、污泥回流量及 SVI 的在线模型完成了异常工况的预测, 并设计了一种模糊控制器对污泥回流量和排放量进行控制, 提高了出水悬浮物浓度的稳定性, 实现了污水处理过程的正常运行^[103]. Avella 等建立了一种基于决策树的风险专家系统, 该专家系统通过研究污泥停留时间、外回流率、溶解氧浓度和丝状菌过度生长等与异常工况的关系, 能够在线分析污水处理过程变量与异常工况风险之间的关系^[104]. 基于该专家系统, Avella 等运用分段控制方法实现对曝气量、悬浮物浓度等变量的控制, 达到了异常工况快速抑制效果, 同时具备预防异常工况发生的能力.

从多类异常工况抑制方法 (如图 2 所示) 研究现状看, 智能方法目前已成为预防和抑制异常工况的一个突破口, 并取得了一些令人鼓舞的成果^[105-107]. 但基于智能方法的控制技术的抑制效果还不够. 同时, 目前研究结果与实际应用的要求还有差距.

3 挑战性难题、解决思路与未来展望

近年来, 许多新的识别和控制方法都在城市污水处理过程异常工况识别和抑制中进行了应用实践,

并已经成为确保污水处理安全稳定运行的重要组成部分, 成为衡量城市污水处理技术水平的一个重要标志, 也走向了在其他如大气、固废等环保产业中的应用.

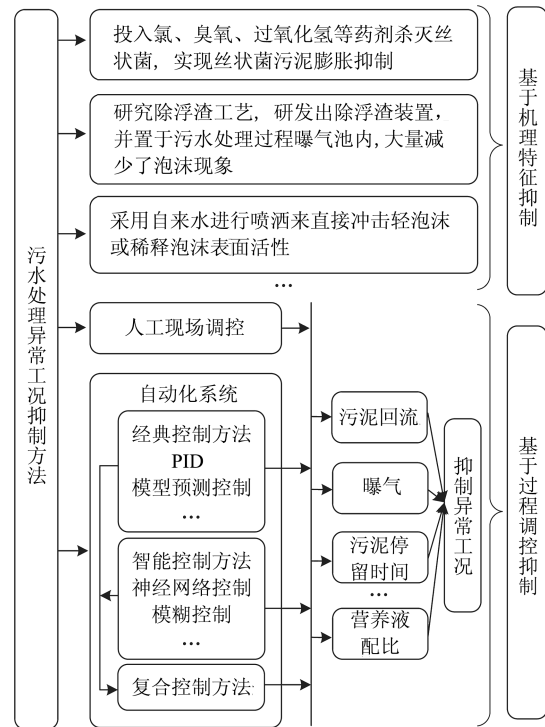


图 2 污水处理异常工况的抑制方法

Fig. 2 The suppression method of abnormal conditions for wastewater treatment plant

应当指出, 由于污水处理过程中的污水水质、工况环境、甚至污水处理需求具有多变性, 制约了识别和抑制技术进一步发展, 原因在于: 1) 先进识别和抑制技术依赖于结构固定化模型设计, 包括软测量模型和智能控制器模型. 我国城市污水来源繁杂、水质成分多且多数未知. 未知和动态特性对软测量模型的识别精度和智能控制模型的控制精度的影响甚大. 同时, 识别模型精度无法满足异常工况准备识别的要求, 将影响整个污水处理过程的安全平稳, 也让异常工况的抑制手段无法进行. 同理, 智能控制器模型跟踪控制精度不高, 也将影响异常工况抑制质量. 在以安全平稳为首要条件下的城市污水处理过程需要极高精度和性能的软测量和智能控制器模型, 以提高异常工况识别和抑制的成功率. 目前, 固定结构的软测量和智能控制模型应用普遍, 在污水过程频繁变化等的实际生产条件下, 如何保持软测量模型和智能控制器模型的精度和性能是行业共同面对的难题; 2) 先进识别和抑制技术功能单一, 污水处理异常工况的特征也极具多样化, 单个类型的异常工况, 也呈现不同特征, 应采取不同的抑制手段. 为

了使合适的抑制措施匹配合适类型的异常工况,需要对异常工况的不同类型、不同程度、不同范围等进行精细化描述,从而选择适宜的抑制方法.此外,目前的污水处理过程可调节量有限,控制过程严重欠驱动,也为通过过程调控实现异常工况的抑制带来挑战.如何拓展识别和抑制方法功能,实现“对症下药”预防和抑制污水处理异常工况,同时保证抑制的成功率也是目前待解决的难题;3) 识别和抑制方法的可靠性不足且评价困难.污水处理过程异常工况的发生会直接影响出水水质,并危害整个污水处理系统运行.出于异常工况的特殊性,无法利用异常工况的实际案例对识别和抑制方法进行反复验证和改进,只能在实验室内进行仿真验证,而且仅用历史数据校正模型,识别和抑制方法还缺乏代表性和可靠性.设计的识别和抑制方法在实际污水处理厂应用前还需要进行各方面的评价和测试.如何提高方法的可靠性、设计和完善污水处理异常工况识别和抑制方法的评价体系也是目前困扰该领域的难题之一;4) 抑制方法的精确指导信息获取困难.文献[88–107]中的先进控制方法已经成为异常工况抑制的重要选择,但由于缺乏对异常工况运行状态的可靠评价,优化目标难以设计,加之污水处理运行存在多时间尺度特征,优化设定值无法求解.目前采用先进控制方法的设定值仍然需要通过人工经验对能耗、药耗、设备运行、水质等方面信息的综合判断而获得,判断错误和偏离的风险大,同时缺少精确指导信息时也难以获得理想的异常工况抑制效果.

针对原因 1), 解决的出路在于如何提高软测量模型和智能控制器模型自身的适应能力,也即设法随着污水处理水质成分、工况环境等的变化,不断调整软测量模型和智能控制器模型自身结构和参数,从而保持辨识和控制过程的精确性,可以说模型的精确性正是满足污水处理安全稳定运行并追求生产全流程优化的重要保障.考虑到污水处理过程具备极为复杂的生化反应机理,因而有效充分地利用过程信息自组织模型结构及其参数也是极为困难的任务,同时辅以合适的调整算法更是该操作的关键,也是模型结构自组织的瓶颈问题.

目前使用的自组织机制优化模型,多以神经网络、模糊系统为基础,以自组织机制设计和学习算法设计删减和增长神经网络、规则等.但自组织机制参差多样,大多以保证识别性能为主,采用分类^[108]、回归分析^[109]、敏感度分析^[110]等实现优化操作.但在解决复杂问题时,普遍存在预设参数多、优化步骤多、学习算法繁复,导致自组织机制本身存在可操作差的问题^[111–112].即使有些文献提出了简洁的自组织方法,但仅靠模型自身性能和数学分析还难以实

现模型在解决实际问题时性能的实质性提高,尤其是遇到明显的干扰和对象动态突发变化情况下,模型性能也将随之下降.因此,将自组织机制与实际特性结合,归纳出适应较强的自组织学习算法,同时提高机制的简洁性和可靠操作性,保证模型在实际问题的可靠性和弹性,是目前基于数据驱动软测量模型和智能控制器模型设计的重要目标.

针对原因 2), 解决的思路在于根据需求和异常工况的特性,个性化识别和抑制方法,提高识别和抑制的精细程度,也即在识别和抑制过程中,针对不同类型、不同严重程度、不同范围等特征的异常工况,根据实际需求和污水处理建设与运营信息,给不同的异常工况划分类别、类型、优先级等,同时匹配和制定相应的抑制措施.个性化识别和抑制方法也是提高方法的合理性和可实施性,满足污水处理安全稳定运行并追求生产全流程优化的重要内容.但由于污水处理过程异常工况及其识别和抑制要求的多样性,制定和划分合适的类别、类型、优先级等是非常困难的,它需要综合和衡量各类信息,获取划分阈值.

目前国内污水处理厂还大多运用经验值划分阈值,实现分级识别和抑制异常工况.但仍然未能解决适应不同工况、不同水质条件的阈值描述和获取问题,导致无法实现识别结果的精确划分,识别可靠性低.分级智能预警和处置已经在工业自动化过程中获得应用,例如西门子公司公司的 D3000 Plan Monitor 可以解决电厂机组的智能预警问题^[113],主要通过过程数据判断电厂机组运行情况,运用智能方法识别异常,给出不同的预警模式,从而给予操作人员准确的故障信息,但设备运转状态相对固定,阈值设计不灵活.该技术仍然只能满足阈值已知或稳定条件下故障的分级预警.因此,还需要动态阈值优化技术,对异常工况制定和划分合适的类别、类型、优先级等.

针对原因 3), 解决的办法是融入知识经验,提高异常工况识别和抑制的完备性和可靠性,构建验证模型和评价体系.异常工况的信息无法重复获取,反复验证,但可以从原始数据和操作员经验中提取,以补充原始异常工况识别和抑制方法信息缺失和不足,提高识别和抑制方法的有效性.然而目前如何从原始数据和操作员经验中提取知识,实现知识的表达和增殖,并与原始方法相互结构或补充,仍然是知识运用、识别和抑制方法改善的难题.此外,污水处理的复杂过程为验证模型的构造也带来挑战,也间接的提高了评价体系设计的难度.

当前污水处理异常工况的识别和抑制方法对数据和知识经验的运用没有优势互补,例如文献[56,

78, 80] 中的识别方法是数据驱动方法, 而文献 [82, 114–115] 中则是运用知识决策的方法. 实际状况是数据和知识包含的信息都是必不可少的, 可以弥补异常工况信息缺乏的缺陷, 但知识在提取和表达方面仍然存在一定难度. 如何提高知识的完整性, 实现知识的增殖也是当前热点难题. 然而在当前实际应用中, 还缺乏数据和知识经验的优势互补方法, 以提高识别和抑制方法可靠性. 此外, 目前异常工况的识别和抑制方法的验证模型还很难建立, 虽然污水处理过程机理分析已经非常成熟, 但模拟真实的异常工况还需要对机理分析的约束和设置条件进行修正.

针对原因 4), 污水处理过程正常运行的优化设定求取方法为异常工况下设定值的求解提供解决思路, 例如采用数据驱动方法的能耗模型构建^[116], 多目标优化方法^[117] 等能够针对无目标函数、多目标过程实现优化设定值的求解. 然而综合污水处理异常工况的多样性和差异性, 工况特征与指标之间关系的解析, 工况切换过程中目标函数的设计以及相关约束条件的处理等问题, 仍然难以获得解决.

总之, 对污水处理异常工况识别和抑制而言, 目前存在着在污水处理工况环境和水质多变情况下软测量模型和智能控制模型的结构自组织问题、在多类型和多需求异常工况识别和抑制精细化分级和匹配问题、异常工况识别和抑制方法可靠性不高和评价难以及精确指导信息难以获取等难题, 这些问题对于有效地实施异常工况识别和抑制至关重要, 需要尽快加以研究, 得出有效的结果.

Zhu 等在污水处理出水水质中总磷是否超标问题研究中, 设计了基于自组织递归径向神经网络模

型的总磷软测量模型, 该模型给出网络结构与网络性能的关联性分析, 使得该模型在结构自组织过程中, 没有采用预设参数, 初步的研究与验证结果表明了该方法能够适应典型非线性系统, 同时还能准确预测出水总磷的含量^[118]; 在研究 SBR (Sequencing batch reactor activated sludge process) 工艺污水处理膜污染故障预警过程中, 通过基于偏最小二乘算法和递归模糊神经网络预测了膜的透水率^[119], 同时提出了一个基于模糊综合方法污染检测方法用来评估膜的污染等级, 并形成集成硬件和软件系统, 在北京市某污水处理厂得到了应用验证; 在污水处理过程污泥膨胀识别研究中, 设计了基于知识的模糊神经网络识别模型^[120], 该模型使用了两个并行的模糊神经网络, 一个应用于处理知识, 另一个应用于处理数据, 形成基于知识和数据的混合驱动方法, 实现对 SVI 值的在线预测, 研究结果比传统方法精度高. 此外, 结合以上研究进展, 在解决污水处理异常工况方面, 给出了根据不同异常工况特征, 判断异常工况类别、严重程度等, 并相应给出不同异常工况的过程控制抑制策略的一套解决办法, 如图 3 所示. 可以预期这些思路能够为解决污水处理异常工况识别和抑制方法实施难题开辟一条可行的新路.

随着自动化、人工智能等技术的发展, 污水处理厂逐渐走向自动化、智能化和无人化, 对于城市污水处理厂来说, 安全性、经济性、稳定性仍然是未来污水处理厂在解决异常工况问题时的主要目标. 但仍然有很长的路要走, 尤其是保持污水处理过程正常状态下稳定高效运行, 需要合理优化的污水处理厂工艺设计、合理优化的污水处理

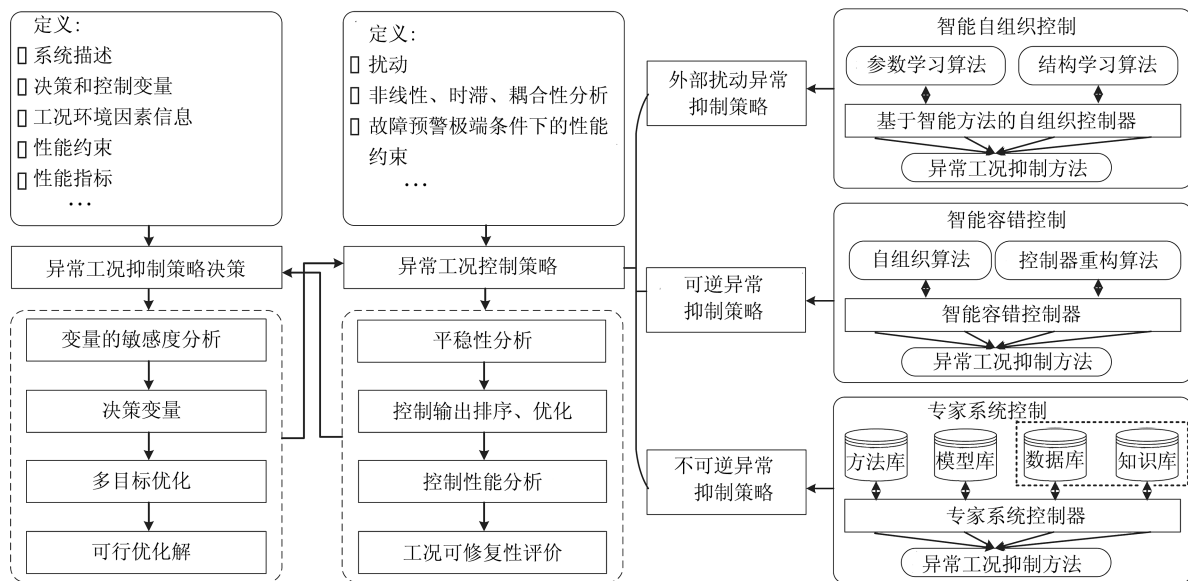


图 3 面向污水处理异常工况的识别和异常方法的研究

Fig. 3 Study of identification and suppression of abnormal conditions for wastewater treatment plant

厂设备选型与配置、高质量的污水处理设施与运行管理、高质量的监测仪器仪表、高水平的自动控制系统等条件。此外,近年来城市污水处理标准正在不断提高,污水处理个性化需求也逐渐增多。在技术发展和实际需求的驱动下,可以预见未来城市污水处理过程不仅能够解决文中分析的主要问题,还将具备自主能力,可采集数据和获取知识的能力,理解有效过程信息,并可分析判断及规划污水处理过程操作,可自行抑制和预防异常工况的发生,结合信息处理、推理预测、仿真及多媒体技术,全面展示实际污水处理过程的运行概况,给出异常工况发生分析与预警,提供合理的抑制策略,保证污水处理效果、安全可靠生产等目标,并取得较好的社会效益和经济效益。形成的异常工况识别和抑制技术也将走入实际应用和市场中,解决国内外城市污水处理平稳高效所面临的问题,提升城市污水处理效率,引领国际污水处理行业,逐步打开国内外污水处理自动化市场,创造污水处理行业更大的收益。同时具有先进自动化技术的未来城市污水处理也将扩大自动化理论、技术和产品影响力,推动智慧化、绿色化城市的发展。

References

- 1 Wang Z W. China's wastewater treatment goals. *Science*, 2012, **338**(2): 604
- 2 Loosdrecht M C M Van, Brdjanovic D. Anticipating the next century of wastewater treatment. *Science*, 2014, **344**(6): 1452–1453
- 3 Li Ji, Zheng Kai-Kai, Wang Yan, Shi Han-Chang. Intelligent operation expert system for municipal wastewater treatment plant. *China Water & Wastewater*, 2016, **32**(11): 1–5
(李激, 郑凯凯, 王燕, 施汉昌. 智能化城市污水处理厂运行专家系统的研究. 中国给水排水, 2016, **32**(11): 1–5)
- 4 Gustaf O. ICA and me — a subjective review. *Water Research*, 2012, **46**(1): 7–15
- 5 Xu Tian-Kai, Peng Dang-Cong, Xu Tao, Li Hui-Juan, Yao Qian, Jin Hu. Diagnosis of sludge bulking and floating in A2/O process in municipal wastewater treatment plant. *China Water & Wastewater*, 2016, **32**(23): 31–35
(徐天凯, 彭党聪, 徐涛, 李惠娟, 姚倩, 金虎. 城市污水处理厂 A2/O 工艺污泥膨胀与上浮的诊断. 中国给水排水, 2016, **32**(23): 31–35)
- 6 Breach P A, Simonovic S P. Wastewater treatment energy recovery potential for adaptation to global change: an integrated assessment. *Environmental Management*, 2018, **61**(4): 1–13
- 7 Tian W D, Li W Gg, Zhang H, Kang X R, Mark C M L. Limited filamentous bulking in order to enhance integrated nutrient removal and effluent quality. *Water Research*, 2011, **45**(16): 4877–4884
- 8 Khalida M, Azmi A, Mohd R S, Zaharah I, Adibah Y, Mark C M L, et al. Development of granular sludge for textile wastewater treatment. *Water Research*, 2010, **44**(15): 4341–4350
- 9 Antonio M P M, Krishna P, Joseph J H, Mark C M L. Filamentous bulking sludge — a critical review. *Water Research*, 2004, **38**(4): 793–817
- 10 Ni B J, Yu H Q. Mathematical modeling of aerobic granular sludge: a review. *Biotechnology Advances*, 2010, **28**(6): 895–909
- 11 Wang J, Li Q, Qi R, Tan V, Yang M. Sludge bulking impact on relevant bacterial populations in a full-scale municipal wastewater treatment plant. *Process Biochemistry*, 2014, **49**(12): 2258–2265
- 12 Xie Bing, Xu Ya-Tong. Review of the mechanism and control of scum and foaming for sewage treatment plant. *Water Purification Technology*, 2006, **25**(1): 1–6
(谢冰, 徐亚同. 活性污泥污水处理厂生物泡沫产生机理及控制. 净水技术, 2006, **25**(1): 1–6)
- 13 Li Zong-Ren, Zhang Xin-Ying, Lin Lin-Lin, Zhang Li-Min, Du Chao-Dan, Chen Mei-Xiang. Mechanism and control solutions for formation of sludge bulking and biological foaming. *Water Purification Technology*, 2018, **37**(4): 28–33
(李宗仁, 张新颖, 林琳琳, 张莉敏, 杜朝丹, 陈美香. 污泥膨胀和生物泡沫的形成机理和控制方法. 净水技术, 2018, **37**(4): 28–33)
- 14 Wang J B, Chai L. H, Zhang Y, Chen L M. Microbial ecological model of filamentous bulking and mechanisms. *World Microbiol Biotechnol*, 2006, **22**(10): 1313–1320
- 15 Guo J H, Peng Y Z, Peng C Y, Wang S Y, Chen Y, Huang H J, et al. Energy saving achieved by limited filamentous bulking under low dissolved oxygen. *Bioresource Technology*, 2008, **29**(12): 3342–3347
- 16 Amaral A L, Ferreira E C. Activated sludge monitoring of a wastewater treatment plant using image analysis and partial least squares regression. *Analytica Chimica Acta*, 2005, **544**(1): 246–253
- 17 Reyes D L, Raskin L. Role of filamentous microorganisms in activated sludge foaming: relationship of mycolata levels to foaming initiation and stability. *Water Research*, 2002, **36**(2): 445–459
- 18 Fryer M, Gray N F. Foaming scum index (FSI) — a new tool for the assessment and characterization of biological mediated activated sludge foams. *Journal of Environmental Management*, 2012, **110**(18): 8–19
- 19 Frigon D, Guthrie R M, Bachman G T, Royer J, Bailey B, Raskin L. Long-term analysis of a full-scale activated sludge wastewater treatment system exhibiting seasonal biological foaming. *Water Research*, 2006, **40**(5): 990–1008
- 20 Di B G, Torregrossa M. Foaming in membrane bioreactors: Identification of the causes. *Journal of Environmental Management*, 2013, **128**(20): 453–461
- 21 Rika J, Ephraim N B, Jeron D, Nele R J, Jan F V I. Detection of filamentous bulking problems: developing an image analysis system for sludge composition monitoring. *Microsc. Microanal*, 2007, **13**(1): 36–41
- 22 Fujihira T, Seo S, Yamaguchi T, Hatamoto M, Tanikawa D. High-rate anaerobic treatment system for solid/lipid-rich wastewater using anaerobic baffled reactor with scum recovery. *Bioresource Technology*, 2018, **263**(1): 145–152
- 23 Tsang Y F, Chua H, Sin S N, Tam C Y. A novel technology for bulking control in biological wastewater treatment plant for pulp and paper making industry. *Biochemical Engineering Journal*, 2006, **32**(3): 127–134

- 24 Han H G, Liu Z, Guo Y N, Qiao J F. An intelligent detection method for bulking sludge of wastewater treatment process. *Journal of Process Control*. *Journal of Process Control*, 2018, **68**(8): 118–128
- 25 Brault J M, Labib R, Perrier M, Stuart P. Prediction of activated sludge filamentous bulking using ATP DATA and neural networks. *The Canadian Journal of Chemical Engineering*, 2011, **89**(4): 901–913
- 26 Han H G, Qiao J F. Prediction of activated sludge bulking based on a self-organizing RBF neural network. *Journal of Process Control*, 2012, **22**(6): 1103–1112
- 27 Cui He-Ping, Zhong Yan-Ping. Causes and control of filamentous sludge bulking. *China Water & Wastewater*, 2004, **20**(6): 99–101
(崔和平, 钟艳萍. 丝状菌污泥膨胀的原因及其控制方法. *中国给水排水*, 2004, **20**(6): 99–101)
- 28 Liu Y, Liu Q S. Causes and control of filamentous growth in aerobic granular sludge sequencing batch reactors. *Biotechnology Advances*, 2006, **24**(1): 115–127
- 29 Han H G, Li Y, Qiao J F. A fuzzy neural network approach for online fault detection in waste water treatment process. *Computers & Electrical Engineering*, 2014, **40**(7): 2216–2226
- 30 Guo F, Zhang T. Profiling bulking and foaming bacteria in activated sludge by high throughput sequencing. *Water Research*, 2012, **46**(8): 2772–2782
- 31 Zhou L, Peng Y Z, Li L Y, Ma T. Study on the recovery of settleability of low DO filamentous bulking sludge. *Industrial Water Treatment*, 2006, **26**(10): 49–51
- 32 Han H G, Li M, Qiao J F. Design of dynamic RBF neural network based on the sensitivity analysis of model output. *Acta Electronica Sinica*, 2010, **38**(3): 731–736
- 33 Jose R V P, Anuska M C, Jose L C, Ramon M, Julian C, Julio P. Modeling aerobic granular SBR at variable COD/N ratios including accurate description of total solids concentration. *Biochemical Engineering Journal*, 2012, **49**(2): 173–184
- 34 Mogens H, Willi G, Takahashi M, Mark C M V L. *Activated Sludge Models ASM1, ASM2, ASM2d, ASM3*. IWA Publishing, 2000
- 35 David A M, Oscar F M, Nadia K, Farah D H D. A review of recent developments in modeling of microbial growth kinetics and intraparticle phenomena in solid-state fermentation. *Biochemical Engineering Journal*, 2004, **17**(1): 15–26
- 36 Irene J, Julian C, Javier L, Juan A B. Start-up of a nitrification system with automatic control to treat highly concentrated ammonium wastewater: Experimental results and modeling. *Chemical Engineering Journal*, 2008, **144**(3): 407–419
- 37 Ng W J, Ong S L, Faisal H. An algorithmic approach for system-specific modeling of activated sludge bulking in an SBR. *Environmental Modelling & Software*, 2000, **15**(2): 199–210
- 38 Vaiopoulou E, Melidis P, Aivasidis A. Growth of filamentous bacteria in an enhanced biological phosphorus removal system. *Desalination*, 2007, **213**(1): 288–296
- 39 Guo J, Peng Y, Wang S. Stable limited filamentous bulking through keeping the competition between floc-formers and filaments in balance. *Bioresource Technology*, 2012, **103**(1): 7–15
- 40 Yu Y, Qiao J F. Modeling and simulation technology of activated sludge method on wastewater treatment process. *Information and Control*, 2004, **9**(6): 22–34
- 41 Kiser M A, Westerhoff P, Benn T. Titanium nanomaterial removal and release from wastewater treatment plants. *Environmental Science & Technology*, 2009, **43**(17): 6757–6763
- 42 Bagheri M, Mirbagheri S A, Bagheri Z. Modeling and optimization of activated sludge bulking for a real wastewater treatment plant using hybrid artificial neural networks-genetic algorithm approach. *Process Safety & Environmental Protection*, 2015, **95**(1): 12–25
- 43 Martins A M P, Karahan O, Loosdrecht M C M. Effect of polymeric substrate on sludge settleability. *Water Research*, 2011, **45**(1): 263–273
- 44 Kim H, Gellner J W, Boltz J P. Effects of integrated fixed film activated sludge media on activated sludge settling in biological nutrient removal systems. *Water Research*, 2010, **44**(5): 1553–1561
- 45 Hu B, Qi R, An W. Dynamics of the microfauna community in a full-scale municipal wastewater treatment plant experiencing sludge bulking. *European Journal of Protistology*, 2013, **49**(4): 491–499
- 46 Tixier N, Guibaud G, Baudu M. Towards a rheological parameter for activated sludge bulking characterisation. *Enzyme & Microbial Technology*, 2003, **33**(2): 292–298
- 47 Motta M, Pons M N, Roche N. Automated monitoring of activated sludge in a pilot plant using image analysis. *Water Science & Technology*, 2001, **47**(7): 91–96
- 48 Mamais D, Andreadakis A, Noutsopoulos C, Kalergis C. Causes of, and control strategies for, microthrix parvicella bulking and foaming in nutrient removal activated sludge systems. *Water Science & Technology*, 1998, **37**(4-5): 9–17
- 49 Banadda E N, Smets I Y, Jenne R, Van I J F. Predicting the onset of filamentous bulking in biological wastewater treatment systems by exploiting image analysis information. *Bioprocess & Biosystems Engineering*, 2005, **27**(5): 339–348
- 50 Boztoprak H, Ozbay Y, Guclu D, Kucukhemek M. Prediction of sludge volume index bulking using image analysis and neural network at a full-scale activated sludge plant. *Desalination & Water Treatment*, 2015, **57**(37): 1–11
- 51 Nilsson F, Hagman M, Mielczarek A T, Nielsen P H, Nsson K. Application of ozone in full-scale to reduce filamentous bulking sludge at Aresundsverket WWTP. *Ozone Science & Engineering*, 2014, **36**(3): 238–243
- 52 Wang P, Yu Z, Qi R, Zhang H. Detailed comparison of bacterial communities during seasonal sludge bulking in a municipal wastewater treatment plant. *Water Research*, 2016, **105**(1): 157–163
- 53 Mesquita D P, Dias O, Dias A M, Amaral A L, Ferreira E C. Correlation between sludge settling ability and image analysis information using partial least squares. *Analytica Chimica Acta*, 2009, **642**(1): 94–101
- 54 Liu Y, Wang Z W, Liu Y Q. A generalized model for settling velocity of aerobic granular sludge. *Biotechnology Progress*, 2005, **21**(2): 621–626

- 55 Ratkovich N, Horn W, Helmus F P. Activated sludge rheology: a critical review on data collection and modelling. *Water Research*, 2013, **47**(2): 463–482
- 56 Heine W, Sekoulov I, Burkhardt H. Early warning-system for operation-failures in biological stages of WWTPs by on-line image analysis. *Water Science & Technology*, 2002, **46**(4-5): 117–124
- 57 Haimi H, Mulas M, Corona F, Vahala R. Data-derived soft-sensors for biological wastewater treatment plants: an overview. *Environmental Modelling & Software*, 2013, **47**(3): 88–107
- 58 Makinia J, Rosenwinkel K H, Phan L C. Modification of ASM3 for the determination of biomass adsorption/storage capacity in bulking sludge control. *Water Science & Technology*, 2006, **53**(3): 91–98
- 59 Bansal N K, Feng X, Zhang W, Wei W, Zhao Y. Modeling temporal pattern and event detection using hidden Markov model with application to a sludge bulking data. *Procedia Computer Science*, 2012, **12**(1): 218–223
- 60 Xavier F A, Joaquim C, Ignasi R R, Krist V G, Christian R. Including the effects of filamentous bulking sludge during the simulation of wastewater treatment plants using a risk assessment model. *Water Research*, 2009, **43**(18): 4527–4538
- 61 Mesquita D P, Amaral A L, Ferreira E C. Activated sludge characterization through microscopy: a review on quantitative image analysis and chemometric techniques. *Analytica Chimica Acta*, 2013, **802**(1): 14–28
- 62 Smets I, Banadda E, Deurinck J, Renders N, Jenne R, Van I J. Dynamic modeling of filamentous bulking in lab-scale activated sludge processes. *Journal of Process Control*, 2006, **16**(3): 313–319
- 63 Han Hong-Gui, Wu Xiao-Long, Wang Li-Dan, Wang Si. The analysis of the mechanistic model of filamentous bulking. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2013, **64**(12): 4641–4648
(韩红桂, 伍小龙, 王丽丹, 王思. 丝状菌污泥膨胀简化机理模型研究. *化工学报*, 2013, **64**(12): 4641–4648)
- 64 Zhang C, Zhang H. Analysis of aerobic granular sludge formation based on grey system theory. *Journal of Environmental Sciences*, 2013, **25**(4): 710–716
- 65 Ng W J, Ong S L, Hossain F. An algorithmic approach for system-specific modelling of activated sludge bulking in an SBR. *Environmental Modelling & Software*, 2000, **15**(2): 199–210
- 66 Comas J, Rodríguez-Roda I, Gernaey K V, Rosen C, Jeppsson U. Risk assessment modelling of microbiology-related solids separation problems in activated sludge systems. *Environmental Modelling & Software*, 2008, **32**(10): 1250–1261
- 67 Capodaglio A G, Jones H V, Novotny V, Feng X. Sludge bulking analysis and forecasting: application of system identification and artificial neural computing technologies. *Water Research*, 1991, **25**(10): 1217–1224
- 68 Lou I, Zhao Y. Sludge bulking prediction using principle component regression and artificial neural network. *Mathematical Problems in Engineering*, 2012, **25**(10): 295–308
- 69 Barnett M W. Knowledge-based expert system applications in waste treatment operation and control. *ISA Transactions*, 1992, **31**(1): 53–60
- 70 Traore A, Grieu S, Thiery F. Control of sludge height in a secondary settler using fuzzy algorithms. *Computers & Chemical Engineering*, 2006, **30**(8): 1235–1242
- 71 Fialkowska E, Pajdakstos A. The role of Lecane rotifers in activated sludge bulking control. *Water Research*, 2008, **42**(10-11): 2483–2490
- 72 Ni B J, Yu H Q, Sun Y J. Modeling simultaneous autotrophic and heterotrophic growth in aerobic granules. *Water Research*, 2008, **42**(6): 1583–1594
- 73 Vazquez P J R, Mosquera C A, Campos J L. Modelling aerobic granular SBR at variable COD/N ratios including accurate description of total solids concentration. *Biochemical Engineering Journal*, 2010, **49**(2): 173–184
- 74 Rossle W H, Pretorius W A. Batch and automated SVI measurements based on short-term temperature variations. *Water SA*, 2008, **34**(2): 237–243
- 75 Kotay S M, Datta T, Choi J, Goel R. Biocontrol of biomass bulking caused by Haliscomenobacter hydrossis using a newly isolated lytic bacteriophage. *Water Research*, 2011, **45**(2): 694–704
- 76 Seka A M, Wiele T V D, Verstraete W. Feasibility of a multi-component additive for efficient control of activated sludge filamentous bulking. *Water Research*, 2001, **35**(12): 2995–3003
- 77 Dierdonck J V, Broeck R V D, Vervoort E. The effect of alternating influent carbon source composition on activated sludge biofloculation. *Journal of Biotechnology*, 2013, **167**(3): 225–234
- 78 Lyko S, Teichgraber B, Kraft A. Bulking control by low-dose ozonation of returned activated sludge in a full-scale wastewater treatment plant. *Water Science & Technology*, 2012, **65**(9): 1654–1659
- 79 Barrington D J, Ghadouani A. Application of hydrogen peroxide for the removal of toxic cyanobacteria and other phytoplankton from wastewater. *Environmental Science & Technology*, 2008, **42**(23): 8916–8921
- 80 Hartley K J. Controlling sludge settleability in the oxidation ditch process. *Water Research*, 2008, **42**(6-7): 1459–1466
- 81 Nilsson F, Davidsson A, Falas P, Bengtsson S, Kai B, Karin J. Impact of activated sludge ozonation on filamentous bacteria viability and possible added benefits. *Environmental Technology*, 2018, **4**: 1–7
- 82 Pitman A R. Bulking and foaming in bnr plants in Johannesburg: Problems and solution. *Water Science & Technology*, 1996, **34**(3-4): 291–298
- 83 Li Bao-Xin, Jin Bo. Prevention and control measures of biobubbles in wastewater treatment plants. *Industrial Water Treatment*, 2010, **30**(2): 81–83
(李宝新, 金波. 污水处理厂生物泡沫的预防和控制方法. *工业水处理*, 2010, **30**(2): 81–83)
- 84 Levacn L, Wijnbladh E, Tuveesson M, Kragelund C, Hallin S. Control of Microthrix parvicella and sludge bulking by ozone in a full-scale WWTP. *Water Science & Technology*, 2016, **73**(4): 866–872

- 85 Parker D, Appleton R, Bratby J. North American performance experience with anoxic and anaerobic selectors for activated sludge bulking control. *Water Science & Technology*, 2004, **50**(7): 221–228
- 86 Jiang M, Zhang Y, Zhou X. Simultaneous carbon and nutrient removal in an airlift loop reactor under a limited filamentous bulking state. *Bioresource Technology*, 2013, **130**(1): 406–411
- 87 Zhao Xia, Zhao Yang-Li, Chen Zhong-Lin. Control of filamentous sludge bulking in aerobic granular sludge SBR process. *China Water & Wastewater*, 2012, **28**(3): 15–19 (赵霞, 赵阳丽, 陈忠林. 好氧颗粒污泥发生丝状菌污泥膨胀的控制措施. 中国给水排水, 2012, **28**(3): 15–19)
- 88 Meunier C, Henriot O, Schoonbroodt B. Influence of feeding pattern and hydraulic selection pressure to control filamentous bulking in biological treatment of dairy wastewaters. *Bioresource Technology*, 2016, **221**(9): 300–309
- 89 Schuler A J, Jassby D. Filament content threshold for activated sludge bulking: Artifact or reality? *Water Research*, 2007, **41**(19): 4349–4356
- 90 Zhou Li, Peng Yong-Zhen, Gao Chun-Di, Ding Feng. Influence of sludge load on filamentous sludge in SBR process. *China Water & Wastewater*, 1999, **15**(6): 11–13 (周利, 彭永臻, 高春娣, 丁峰. SBR 工艺中污泥负荷对丝状菌污泥膨胀的影响. 中国给水排水, 1999, **15**(6): 11–13)
- 91 Song X L, Zhao Y B, Song Z Y. Dissolved oxygen control in wastewater treatment based on robust PID controller. *International Journal of Modelling Identification & Control*, 2012, **15**(4): 297–303
- 92 Cristea M V, Agachi S P. Nonlinear model predictive control of the wastewater treatment plant. *Computer Aided Chemical Engineering*, 2006, **21**(1): 1365–1370
- 93 Corriou J P, Pons M N. Model predictive control of wastewater treatment plants: Application to the BSM1. *Computer Aided Chemical Engineering*, 2004, **32**(4): 625–630
- 94 Han H G, Qiao J F. Nonlinear model-predictive control for industrial processes: an application to wastewater treatment process. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2014, **61**(4): 1970–1982
- 95 Francisco M, Skogestad S, Vega P. Model predictive control for the self-optimized operation in wastewater treatment plants: Analysis of dynamic issues. *Computers & Chemical Engineering*, 2015, **82**(3): 259–272
- 96 Guo J H, Peng Y Z, Peng C Y. Energy saving achieved by limited filamentous bulking sludge under low dissolved oxygen. *Bioresource Technology*, 2010, **101**(4): 1120–1126
- 97 Amanatidou E, Samiotis G, Trikoilidou E. Evaluating sedimentation problems in activated sludge treatment plants operating at complete sludge retention time. *Water Research*, 2015, **69**(1): 20–29
- 98 Li San-Yi, Qiao Jun-Fei, Li Wen-Jing, Gu Ke. Advanced decision and optimization control system for wastewater treatment plants. *Acta Automatica Sinica*, 2018, **44**(12): 2198–2209 (栗三一, 乔俊飞, 李文静, 顾棵. 污水处理决策优化控制. 自动化学报, 2018, **44**(12): 2198–2209)
- 99 Krzeminski P, Iglesias-Obelleiro A, Madebo G. Impact of temperature on raw wastewater composition and activated sludge filterability in full-scale MBR systems for municipal sewage treatment. *Journal of Membrane Science*, 2012, **423**(1): 348–361
- 100 Han H G, Wu X L, Liu Z, Qiao J F. Design of self-organizing intelligent controller using fuzzy neural network. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2018, **26**(5): 3097–3111
- 101 Zeng G, Jiang R, Huang G, Xu M, Li J. Optimization of wastewater treatment alternative selection by hierarchy grey relational analysis. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2018, **26**(5): 3097–3111
- 102 Ruan J, Chao Z, Li Y. Improving the efficiency of dissolved oxygen control using an on-line control system based on a genetic algorithm evolving FWNN software sensor. *Journal of Environmental Management*, 2017, **187**(1): 550–559
- 103 Ramin E, Sin G, Mikkelsen P S. Significance of settling model structures and parameter subsets in modelling WWTPs under wet-weather flow and filamentous bulking conditions. *Water Research*, 2014, **63**(1): 209–221
- 104 Avella A C, Gorner T, Yvon J. A combined approach for a better understanding of wastewater treatment plants operation: Statistical analysis of monitoring database and sludge physico-chemical characterization. *Water Research*, 2011, **45**(3): 981–992
- 105 Ding D, Feng C, Jin Y. Domestic sewage treatment in a sequencing batch biofilm reactor (SBBR) with an intelligent controlling system. *Desalination*, 2011, **276**(1): 260–265
- 106 Belchior C A C, Rui A M A, Landeck J A C. Dissolved oxygen control of the activated sludge wastewater treatment process using stable adaptive fuzzy control. *Computers & Chemical Engineering*, 2012, **37**(4): 152–162
- 107 Leng G, McGinnity T M, Prasad G. Design for self-organizing fuzzy neural networks based on genetic algorithms. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2006, **14**(6): 755–766
- 108 Juang C F, Chiu S H, Chang S W. A self-organizing TS-type fuzzy network with support vector learning and its application to classification problems. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2007, **15**(5): 998–1008
- 109 Han H G, Qiao J F. A self-organizing fuzzy neural network based on a growing-and-pruning algorithm. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2010, **18**(6): 1129–1143
- 110 Pocha M, Comasa J, Porroa J. Where are we in wastewater treatment plants data management? A review and a proposal. *International Environmental Modelling & Software Society*, 2014, **12**(3): 221–234
- 111 Rieger L, Takács I, Villez K. Data reconciliation for wastewater treatment plant simulation studies—planning for high-quality data and typical sources of errors. *Water Environment Research*, 2010, **82**(5): 426–433
- 112 Puig S, Loosdrecht M C M, Colprim J. Data evaluation of full-scale wastewater treatment plants by mass balance. *Water Research*, 2008, **42**(18): 4645–4655
- 113 Amaral A L, Mesquita D P, Ferreira E C. Automatic identification of activated sludge disturbances and assessment of operational parameters. *Chemosphere*, 2013, **91**(5): 705–710

- 114 Castillo A, Cheali P, Gomez V, Comas J, Poch M, Sin G. An integrated knowledge-based and optimization tool for the sustainable selection of wastewater treatment process concepts. *Environmental Modelling & Software*, 2016, **84**: 177–192
- 115 Thiebault T, Fougere L, Destandau E, Réty M, Jacob J. Temporal dynamics of human-excreted pollutants in wastewater treatment plant influents: Toward a better knowledge of mass load fluctuations. *Science of the Total Environment*, 2017, **596**: 246–255
- 116 Huang X Q, Han H G, Qiao J F. Energy consumption model for wastewater treatment process control. *Water Science & Technology*, 2013, **67**(3): 667–671
- 117 Han H G, Wu X L, Qiao J F. A self-organizing sliding-mode controller for wastewater treatment processes. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2018, **PP**(99): 1–12
- 118 Zhu S G, Han H G, Guo M, Qiao J F. A data-derived soft-sensor method for monitoring effluent total phosphorus. *Chinese Journal of Chemical Engineering*, 2017, **25**(12): 1791–1797
- 119 Han H G, Zhang S, Qiao J F. An adaptive growing and pruning algorithm for designing recurrent neural network. *Neurocomputing*, 2017, **242**(14): 51–62
- 120 Han H G, Liu Z, Ge L M, Qiao J F. Prediction of sludge bulking using the knowledge-leverage-based fuzzy neural network. *Water Science & Technology*, 2018, **77**(3): 617–627



韩红桂 北京工业大学信息学部教授。主要研究方向为城市污水处理过程智能优化控制,神经网络结构设计与优化。本文通信作者。

E-mail: rechardhan@bjut.edu.cn

(**HAN Hong-Gui** Professor at the Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology. His research interest covers intelligent control of wastewater treatment process, structure design and optimization of neural networks. Corresponding author of this paper.)

research interest covers intelligent control of wastewater treatment process, structure design and optimization of neural networks. Corresponding author of this paper.)



伍小龙 北京工业大学信息学部博士研究生。2012年获得北京工业大学控制科学与工程硕士学位。主要研究方向为城市污水处理过程智能自组织控制。

E-mail: lewis_wxl@sina.com

(**WU Xiao-Long** Ph.D. candidate at the Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology.

He received his master degree in control science and engineering from Beijing University of Technology in 2012. His main research interest is intelligent self-organizing control of wastewater treatment process.)



张璐 北京工业大学信息学部博士研究生。2014年获得菏泽学院控制科学与工程学士学位。主要研究方向为城市污水处理过程多目标智能优化控制。

E-mail: zhulu1991@163.com

(**ZHANG Lu** Ph.D. candidate at the Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology. She

received her bachelor degree in control science and engineering from Heze University in 2014. Her main research interest is multi-objective intelligent control of wastewater treatment process.)



乔俊飞 北京工业大学信息学部教授。主要研究方向为城市污水处理过程智能优化控制,神经网络结构设计与优化。

E-mail: junfeq@bjut.edu.cn

(**QIAO Jun-Fei** Professor at the Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology. His research interest covers intelligent control

of wastewater treatment process, structure design, and optimization of neural networks.)