

城市污水处理过程模型预测控制研究综述

杜胜利^{1,2}, 张庆达^{1,2}, 曹博琦^{1,2}, 乔俊飞^{1,2}

1. 北京工业大学信息学部, 北京 100124; 2. 计算智能与智能系统北京市重点实验室, 北京 100124

基金项目: 国家自然科学基金重大项目(61890930-5), 北京高校卓越青年科学家项目(BJJWZYJH01201910005020)

通信作者: 杜胜利, shenglidu@bjut.edu.cn 收稿/录用/修回: 2021-04-06/2021-06-02/2021-09-17

摘要

城市污水处理过程具有生化反应复杂、非线性、不确定性等特点, 在受进水流量、进水组分、天气变化等强干扰作用时, 很难保证出水水质维持在规定的范围内。模型预测控制以其可应用于非线性系统、显式处理约束问题等优点, 近几年在城市污水处理过程中得到了广泛应用。本文从模型预测控制方法在城市污水处理过程中所依托的模型角度出发, 介绍了其在基于机理模型和数据驱动的城市污水处理过程中的研究现状, 阐述了在不同模型和控制变量下的控制效果。最后提出了城市污水处理过程中仍需解决的问题, 并对模型预测控制方法在城市污水处理过程控制中的未来研究方向做出了展望。

关键词

模型预测控制
城市污水处理
机理模型
智能特征模型
过程控制

中图法分类号: TP18

文献标识码: A

A Review of Model Predictive Control for Urban Wastewater Treatment Process

DU Shengli^{1,2}, ZHANG Qingda^{1,2}, CAO Boqi^{1,2}, QIAO Junfei^{1,2}

1. Faculty of Information Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China;

2. Beijing Key Laboratory of Computational Intelligence and Intelligent System, Beijing 100124, China

Abstract

Nonlinearities, uncertainties, and complex biochemical reactions are the main characteristics of the urban wastewater treatment process. It is challenging to ensure that the effluent water quality within the specified range is subject to strong interferences such as the flow of influent water, the composition of the influent water and weather changes. Model predictive control has been widely used in urban wastewater treatment in recent years due to its advantages of solving nonlinear system and problems with explicit constraints. This study introduces the research status of model predictive control method in urban wastewater treatment process based on mechanism model and data-driven, and elaborated the control effect under different models and control variables. Finally, problems that still need to be solved in the urban wastewater treatment process are presented. Future research directions of the model predictive control in the urban wastewater treatment process control are suggested.

Keywords

model predictive control (MPC);
urban wastewater treatment process;
mechanism model;
intelligent characteristic model;
process control

0 引言

随着我国工业化进程的加快以及城市化建设的

全面展开, 由此产生的城市污水总量也在逐年增加^[1]。2019年联合国国际水资源大会中指出: 目前, 全球超过20%的地下蓄水层被过度抽采, 20亿

人处于缺水状态, 36 亿人面临潜在缺水风险, 18 亿人缺乏安全水源, 对于可持续发展、摆脱贫困来说, 水资源至关重要^[2-4]。我国属于水资源严重短缺国家, 人均水资源量少且分配不均, 仅占世界平均水平的四分之一^[5]。因此, 国家在清污分流、工业循环利用、污水再生利用等方面先后发布了一系列水资源政策, 其中, “十三五”全国城镇污水处理及再生利用设施建设规划中明确指出: 应根据污水进水特点、排放和再生利用要求, 科学选择提标改造工艺, 着力提高设施脱氮除磷能力, 提标改造后出水水质应达到一级 A 排放标准或相关规定的标准^[6-8]。

为了提高污水再生能力, 改善水资源现状, 各大城市、乡镇均建设了污水处理厂。目前, 我国绝大多数的城市污水处理厂采用生物化学方法进行污水处理, 其工艺主要包括厌氧—缺氧—好氧 (anaerobic-anoxic-oxic, A²O) 工艺、厌氧—好氧 (anaerobic-oxic, AO) 工艺、序批式活性污泥法 (sequencing batch reactor, SBR) 和氧化沟工艺等。其方法主要是利用由微生物组成的活性污泥对污水中的有机污染物进行生物吸附和化学分解, 进而达到减少甚至去除污水中有机污染物的目的^[9-11]。然而, 污水处理系统一般是由几个紧密耦合的运行单元组成的非线性过程, 进水流量和组分可能会发生显著的变化, 这就给污水处理系统的过程控制带来了巨大的挑战。同时, 与发达国家相比, 我国城市污水处理自动化技术、效率等方面还比较落后, 常出现控制过程不稳定、处理后的水质不达标等现象, 不仅如此, 由于设备维护、运营管理、过程处理不当带来的能耗问题也在一定程度上增加了运营成本^[12-15]。因此, 设计先进的过程控制策略, 优化过程出水水质和运行能耗对于我国城市污水处理技术的发展与应用十分重要。

城市污水处理过程的调控对于控制系统具有严格的要求, 先进的过程控制方法能够提高污水处理过程性能, 实现出水水质的实时稳定达标。比例—积分—微分 (proportional-integral-differential, PID) 控制具有原理简单、使用方便、适应性强等特点, 在以往的城市污水处理过程中得到了广泛的应用^[16-17]。然而, 由于污水处理过程具有非线性的特点以及过程精确模型难以获得, 往往导致了 PID 控制器难以展示出较好的控制性能^[18]。同时, PID 控制作为一种“事后控制”, 在本质上难以处理城市污水处理过程中存在的大滞后、多耦合、强干扰等

问题。模型预测控制 (model predictive control, MPC) 基于被控对象的模型对系统未来动态行为进行预测, 结合滚动优化和反馈校正策略, 将模型预测输出和参考输出之间的误差在约束范围内实现最小化, 进而通过确定最优控制量来完成控制动作^[19]。模型预测控制策略作为一种“事前控制”, 在某种角度上来说比“事后控制”能取得更好的控制效果。因此, 近年来模型预测控制在城市污水处理过程中得到了越来越广泛的应用。

围绕着模型预测控制在城市污水处理过程中的应用, 本文首先对城市污水处理过程及模型预测控制方法进行描述。然后, 分别对模型预测控制在基于机理模型和数据驱动的污水处理过程中的应用展开论述。最后, 通过将城市污水处理过程中的困难点与目前的研究现状相结合, 提出未来的研究展望与结论。

1 城市污水处理过程及模型预测控制方法描述

本节首先对城市污水处理过程进行简单的描述, 然后分析了城市污水处理过程中的动态特性, 最后描述了城市污水处理的过程控制并介绍了模型预测控制策略及其优势。

1.1 城市污水处理过程描述

目前, 我国绝大多数城市污水处理厂均采用生物化学方法实现城市污水的再生处理, 即活性污泥法。尽管在处理工艺上存在多种不同, 但是本质上均是利用活性污泥中的微生物对污水中的有机污染物进行生物吸附、氧化和分解, 对氮磷污染物进行硝化、反硝化、释磷和吸磷等生化反应完成污染物的去除^[20-21]。如图 1 所示, 以 A²O 工艺为例, 介绍城市污水处理的主要过程。按照污水处理程度, 可将其分为 3 个处理阶段, 分别是一级处理、二级处理和三级处理。

1) 一级处理: 来自工厂等的城市污水首先通过粗格栅, 随后将污水提升一定高度后, 通过细格栅以及沉砂池后实现砂水分离, 最后进入初次沉淀池^[22]。此过程的目的是为了去除固体污染物, 为二级处理做准备。

2) 二级处理: 经过初次沉淀的污水在这个过程中流入生化反应池, 经过曝气、回流等操作, 在生化池内完成诸多生化反应, 随后进入二次沉淀池进行二次沉淀。此过程可达到有机物的分解, 实现可溶性有机污染物的去除, 其去除量可达 90%。

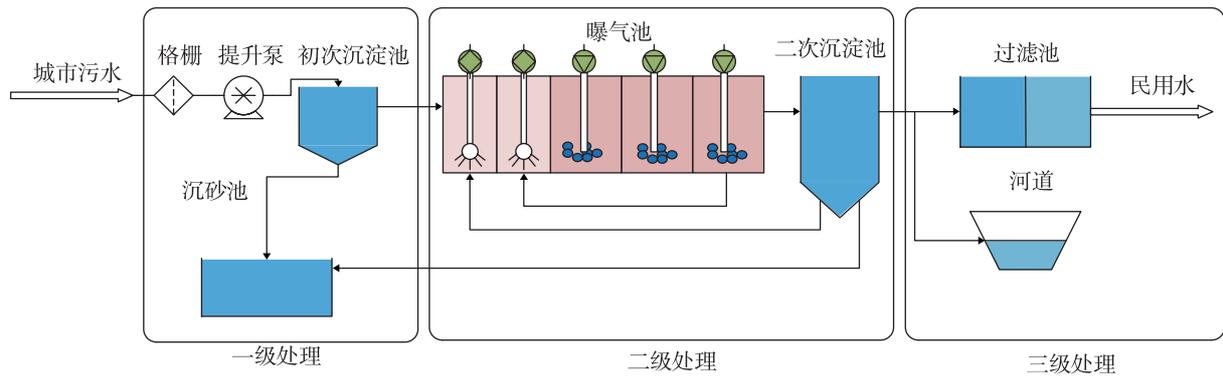


图 1 城市污水处理过程简图

Fig.1 Simple diagram of urban wastewater treatment process

3) 三级处理: 此过程主要通过过滤、消毒等方法, 对氮磷等无机污染物和难以去除的有机污染物做进一步处理, 使得出水水质达到国家排放标准。

1.2 城市污水处理过程动态特性分析

城市污水处理是一个复杂的物理、生化反应过程, 采用活性污泥法的污水处理过程一般具有以下几个特性^[23-26]:

1) 城市污水处理过程是动态时变的, 且在时间上存在一定的滞后, 过程内部包含大量的生化反应, 难以对整个过程做出清晰的描述。

2) 城市污水处理过程中包含多个调节变量, 如好氧池内的曝气量、内回流和外回流过程的回流量等, 这就为污水处理控制过程中操纵变量的选取提供了不同的策略和思路。

3) 城市污水处理过程中包含大量的参数变量, 且变量之间多存在耦合关系。如国际水协会提出的活性污泥模型 1 (activated sludge model 1, ASM1), 简化地表示了城市污水处理过程, 其包含 8 个基本的生化反应过程、13 个状态变量, 状态变量之间存在着耦合关系。

4) 城市污水处理过程易受强干扰的影响, 如天气状况、进水流量、进水水质等的变化, 使得出水水质难以维持在正常的范围内, 甚至可能发生不可控的现象。

5) 城市污水处理过程中的出水水质和运行成本两个优化指标呈现出相互冲突、相互抑制的局面。当提高出水水质时, 一般会增大曝气量等, 进而增加了运营成本; 当改善运营成本时, 出水水质往往有所下降。

1.3 城市污水处理过程和控制目标分析

城市污水处理过程中的动态特性决定了污水处理过程中控制目标的选择和控制过程的要求。城市

污水处理过程的控制一般表现为依据处理过程中的变量参数和过程要求, 提出适当的控制策略, 该控制策略可以满足控制结果在当前时间或者未来时间段维持在规定范围内。

以 A^2O 工艺为例, 城市污水处理过程中最主要的部分体现在二级处理中的生化反应部分, 生化反应池中包含了硝化、反硝化、释磷和吸磷等反应过程^[27-29]。这些反应过程中主要的过程变量包括曝气量、内回流量、外回流量、剩余污泥排放量等。曝气量的大小主要影响硝化反应过程、有机物分解效果以及曝气能耗等。当曝气量的值过高时, 会影响生物絮凝, 降低悬浮固体沉降性和增加曝气能耗; 反之, 则会降低有机物的分解效果, 易产生污泥膨胀现象。内回流量则主要影响反硝化过程的速率和效果以及硝态氮浓度大小^[30], 同时也间接影响了除磷效率。剩余污泥排放量在污水处理过程中主要影响了微生物种群的密度和生存条件等。

各个控制过程相互影响, 只有协调处理好各个过程, 将控制目标维持在规定范围内, 城市污水处理厂才能够正常运行。一般情况下, 城市污水处理厂的运行目标包含: 良好的污泥条件、正常的运行负荷、合理的溶解氧和硝态氮浓度、规定的出水水质等。因此, 只有合适的控制器才能保障污水处理厂的运行目标, 这就为城市污水处理过程控制器的设计带来了发展。

1.4 模型预测控制方法及其优势

围绕着城市污水处理过程的控制问题, 国内外学者做了大量的研究。对于活性污泥法处理污水来说, 其生化反应过程的监督和控制尤为重要, 同时, 这也是大多数专家学者所重点研究和突破的关键点。对于生化反应池中过程变量的调控将直接影响有机微生物的生存状况和生化反应的速率, 进一

步影响出水水质中各组分的浓度。因此,为了保证出水水质中各组分的浓度均维持在允许范围内,需要对污水处理过程应用先进的控制策略。

在过去的几十年里,PID 控制以其使用方便、适应性强的特点,在城市污水处理过程控制中得到了广泛应用。然而在本质上,城市污水处理过程是非线性、强耦合、大滞后的^[31-33],PID 控制在处理此类问题时难以展现出较好的控制性能。

近年来,模型预测控制在城市污水处理过程控制中的应用获得了广泛的关注。模型预测控制是一类特殊的控制,它由模型预测、反馈校正、滚动优化 3 个部分组成,对于控制对象来说,当前的控制动作是在每一个采样时间通过求解一个有限时域开环最优控制问题获得的,最优控制问题的初始状态则是过程的当前状态。同时,只将解得的最优控制序列中的第一个分量应用于被控对象,其经典控制结构图如图 2 所示, u 表示系统输入, y_{sp} 表示系统的输出设定值, y_r 表示过程参考轨迹, y 表示系统的实际输出值, y_m 表示模型输出值, y_c 表示预测输出值。

模型预测控制方法在污水处理过程控制中得到了广泛关注,其优势主要在于:

- 1) 此方法可应用于有约束、大滞后、非线性、随机性等特点的不确定系统中。
- 2) 控制过程中采用滚动优化方法,能够及时弥补干扰等带来的不确定性问题。
- 3) 可采用非最小化描述的对象模型,相较于其他控制算法来说,系统的鲁棒性和稳定性更好。

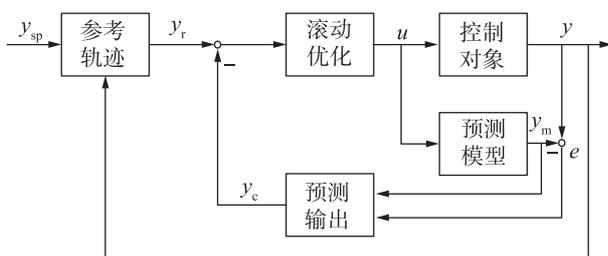


图 2 经典模型预测控制结构图

Fig.2 The structure diagram of classical model predictive control

2 城市污水处理过程中模型预测控制研究现状

模型预测控制作为基于模型的控制策略所存在的固有问题之一是需要通过过程模型获得过程的行为信息。这意味着控制的效果在很大程度上取决于过程模型的精度。原则上,任何类型的模型都可以

与模型预测控制策略相结合,基于污水处理过程模型的不同特点,城市污水处理过程模型可分成基于过程机理的机理模型和基于数据驱动的智能特征模型。下面,将按照上述模型分类分别介绍模型预测控制在不同种类模型上的应用。

2.1 基于机理模型的模型预测控制

城市污水处理过程的机理模型是在基于对污水处理过程中的物理化学过程的认知上建立的,利用物料守恒、微生物生化反应过程、流体动力学等理论构建的用来描述城市污水处理过程的数学方程。当前广泛应用的用以描述城市污水处理过程的机理模型有活性污泥系列模型(ASMs)^[34]、基准仿真系列模型(BSMs)^[35]等。

在城市污水处理现有的过程控制中,有许多经常使用的操作变量,如溶解氧浓度、氨浓度、残留底物、内部循环流速和外部碳剂量率等。本小节基于污水处理过程机理模型,根据过程控制中操作变量的数量,将模型预测控制分为单变量控制和多变量控制进行论述,同时论述了模型预测控制方法与其他控制方法相结合的控制策略,还从控制策略的不同角度出发,分别论述了经济型模型预测控制和事件触发模型预测控制策略。

溶解氧的有效控制可以保证活性污泥中微生物的共同行为和活性,同时还可以显著降低废水处理过程所产生的曝气能耗。Holenda 等^[36]针对污水处理厂好氧反应器中溶解氧浓度的控制问题,提出了一种模型预测控制策略,解决了活性污泥污水处理过程因其复杂的非线性行为而难以控制的问题,并研究了模型预测控制的参数调整(预测范围、输入权值、采样时间)对控制性能的影响。Santín 等^[37]针对溶解氧浓度控制所带来的能耗问题,提出了一种溶解氧跟踪模型预测控制策略,并基于 BSM2 仿真模型利用神经网络对超标风险进行检测,采用模糊控制器对反硝化或硝化过程进行改进,结果表明,该控制策略能够实现污水质量的改善和运行成本的降低。Piotrowski 等^[38]针对污水处理过程中溶解氧浓度设定点单一、固定的问题,提出了一种能实时跟踪溶解氧参考轨迹的分层模型预测控制器,上级控制器通过对氨氮浓度的控制,输出溶解氧浓度实时设定值,并将其传输给下级控制器,完成溶解氧浓度的实时控制,这种方法能够以主动的方式满足曝气系统的基本操作限制,实现了溶解氧浓度的鲁棒跟踪。类似的,Sadeghassadi 等^[39]提出了一种非线性优化程序优化解决方案,并利用氨氮

动态预测调整溶解氧浓度设定值, 约束非线性神经网络模型预测控制跟踪设定值, 基于 BSM1 的仿真模拟与具有固定设定值 PI 控制器进行了比较, 证明了出水质量的改善和能源消耗的减少, 其他采用模型预测控制对溶解氧浓度控制的见文[40-42]等。部分研究还利用模型预测控制对污水处理过程中的硝化反应进行了研究, Stare 等^[43]提出了一种简化的非线性氨模型和一种线性黑盒氨模型, 仿真结果表明, 与 PI 控制器相比, 模型预测控制策略在模型误差较大的情况下, 氨氮去除效果更好, 同时, 非线性模型的控制效果比线性模型又有更多改善。Vrečko 等^[44]提出了一种用于氨氮控制的模型预测控制器, 并在实际的活性污泥过程中进行了评价。实验将模型预测控制的结果与 PI 控制的结果进行了比较, 由于使用了可测量的干扰, 在脱氨和曝气能耗方面, 氨模型预测控制器与 PI 控制器相比取得了更好的效果。Michela 等^[45]将动态矩阵控制方法应用于污水处理过程, 旨在提高氮化合物去除效率的同时使经济成本最小化。结果表明, 动态矩阵控制在降低能耗成本的同时, 还能降低出水中

的硝酸盐浓度。Liu 等^[46]建立了污水处理过程氨氮模型, 设计了用于氨氮浓度控制的模型预测控制器, 并研究了预测层、控制层、输入权值和样本时间等参数对于控制效果的影响, 仿真结果表明, 模型预测控制器可以有效地用于污水处理厂的氨氮控制。与上述单变量控制策略相比, Francisco 等^[47]提出了一种多变量模型预测控制器, 实现对溶解氧浓度和硝态氮浓度的同时控制, 并对过程控制进行了最优调整, 控制结构可由图 3 来表示, 其中第五分区的氧传递系数 $K_L a_5$ 和内回流量 Q_a 为操纵变量。实验结果表明, 该控制器能够实现良好的控制效果, 同时适当地调优有利于提升控制器抗干扰能力和控制性能。类似的, Grochowski 等^[48]提出了一种可以处理约束和适应模型知识与硬测量结合的多变量模型预测控制器, 在线调整非线性模型预测控制策略, 以使控制动作最适合于实际和预测的进水条件, 仿真结果表明, 该控制策略在存在进水干扰的情况下能够取得更好的控制效果。由此可见模型预测控制在污水处理过程控制上可以取得良好的控制效果。

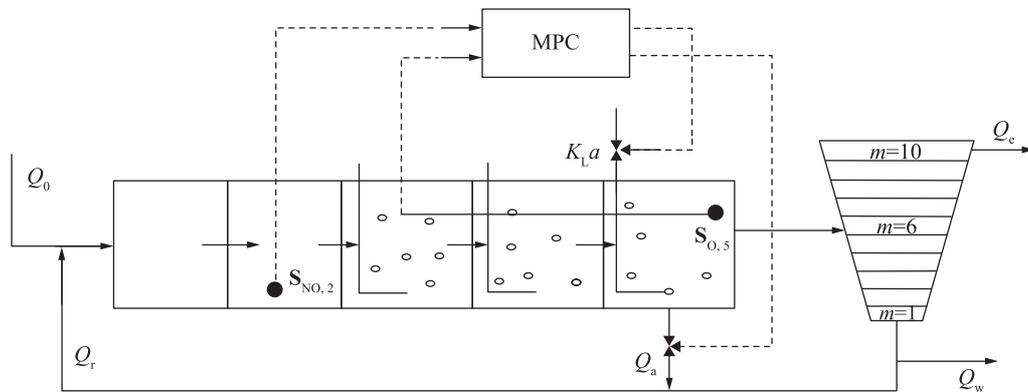


图3 硝态氮和溶解氧模型预测控制结构图

Fig.3 Model predictive control structure for nitrate nitrogen and dissolved oxygen

为了提高模型预测控制的控制效果, 许多研究者还将模型预测控制与其他控制方法相结合, 实现对污水处理过程的控制。如 Xu 等^[49], 将模型预测控制与 PI 控制相结合, 用 PI 策略控制回路中的溶解氧浓度、内部循环量和污泥废水量, 实验结果表明, 该组合策略能够较好地平衡污水处理过程的出水水质和运行成本。Xu 等^[50]还基于 BSM1 仿真模型对部分过程进行了模糊控制, 降低了出水的磷浓度, 提升了出水水质的综合质量。Santin 等^[51]将模型预测控制与前馈控制相结合, 与 PID 控制和模型预测控制结果对比表明, 在 3 种不同的天气条件下, 控制性能均有很大的提高。Yang 等^[52]基于模

糊模型的预测控制范式对溶解氧浓度进行控制, 其暂态和稳定性能方面都取得了令人满意的效益。Diehl 等^[53]采用自适应预测专家控制器对污水处理厂好氧反应器中的溶解氧浓度进行控制, 结果表明, 该控制可以实现对溶解氧浓度更精确、更稳定的控制, 同时降低了系统能耗。类似的将模型预测控制与其他控制方法相结合的控制策略可以参考文[54-55]等。

与以往过程控制不同的是, 某些专家学者以过程经济为主体, 提出了污水处理过程经济型模型预测控制策略。如 Zeng 等^[56]提出了一种经济模型预测控制策略直接优化出水水质和运行成本, 仿真结

果表明,与 PI 控制和模型预测控制方案相比,经济模型预测控制方案具有显著改善出水水质和降低运行成本的潜力。Zhang 等^[57]提出了一种经济模型预测控制策略,并将其应用于基于轨迹分段线性化和降阶线性化得到的两种高效的计算模型,还研究了两种模型中涉及的线性化点的数量如何影响控制性能的平均性能成本和平均评估时间。实验结果表明,该控制策略能够有效减少污水处理过程经济和过程控制计算量。Zhang 等^[58]提出了一种分布式经济模型预测控制策略,通过考虑污水处理过程的拓扑结构、计算运行效率和系统设计的要求,将污水处理过程分解为两个子系统,为每个子系统设计了一个经济模型预测控制器。仿真结果表明,基于整个系统模型设计的分布式经济模型预测控制能有效提升污水处理的出水水质,减少过程的能源消耗,具有更好的控制性能。类似考虑过程经济的见文[59-62]等。

除此之外,国外专家学者还将事件触发机制应用到城市污水处理模型预测控制当中,设计了事件触发模型预测控制策略。如 Boruah 等^[63]提出了一种事件触发非线性模型预测控制策略来改善污水处理厂的性能,触发条件是根据提前预测误差偏差或误差与预先设定的阈值而设计的。与 PI 控制器相比,该控制策略能够改善污水处理厂的出水质量和总体成本,同时在计算和通信方面有显著的减少(50%)。

表 1 对比了部分基于机理模型的模型预测控制方法。城市污水处理过程机理模型,能够反映污水处理过程的运行规律,所构建的系统稳定性分析有理论支持。然而由于污水处理过程机理复杂,具有不确定性、非线性等特点,机理模型很难做到能完全描述污水处理过程,这就使得对模型精度存在高度依赖性的模型预测控制策略,在实际应用中难以保证过程可靠性,同时影响控制精度。

表 1 城市污水处理过程机理模型的 MPC 方法比较

Tab.1 Comparison of mechanism models of urban wastewater treatment process by MPC

文献	MPC 控制结构或策略	控制变量	优缺点
Holenda 等 ^[36] Santín 等 ^[37] Harja 等 ^[41] Stare 等 ^[43] Vrečko 等 ^[44] Liu 等 ^[46]	集中式 MPC	溶解氧 氨氮	易于实现,但变量较少, 整体控制效果不佳
Sadeghassadi 等 ^[39]	集中式 MPC 与一种 优化程序相结合	溶解氧、氨氮	实现溶解氧浓度设定值的动态 变化,提高过程控制的准确性
Piotrowski 等 ^[38]	分层式 MPC	溶解氧、硝态氮	
Santín 等 ^[40] Xu 等 ^[50]	集中式 MPC 与模糊 控制相结合	溶解氧、硝态氮	增加过程优化,提高整体控制性能
Zeng 等 ^[56] Zhang 等 ^[57] Revollar 等 ^[60] Moliner 等 ^[61]	经济型 MPC	溶解氧、硝态氮	能够优化出水水质和运行成本, 很大程度上增强控制结果
Zhang 等 ^[58]	分布式 MPC	溶解氧、硝态氮	将系统划分为若干子系统,能够 减少过程能源消耗和计算量
Boruah 等 ^[63]	事件触发 MPC	溶解氧、硝态氮	基于事件条件完成采样控制,有 效减少控制动作的频率,降低过 程的计算量和通信量

2.2 基于智能特征模型的模型预测控制

基于数据驱动的城市污水处理过程智能特征模型是随着污水监控与数据采集系统(supervisory control and data acquisition, SCADA)广泛应用而兴起的。这种数据驱动的方法通过监控采集系统大量

采集污水处理厂的离线数据和在线数据,包含了设备状态、过程运行指标等信息。这些数据可以直观地体现系统的运行特征,同时通过数学方法和智能控制理论可以深度挖掘特征关系,构建其相应的智能模型。

由上述可知, 机理模型往往不能准确描述复杂的污水处理过程, 而基于数据驱动的智能特征建模的应用成功地解决了工业生产中难以获取精确数学模型的问题, 并在故障检测、异常工况判断等方面的应用也获得了良好的效果。因此基于智能特征模型的预测控制的实施, 将大大提高模型预测控制的控制性能和精度。

Zeng 等^[64]提出了一种基于神经网络的模型预测控制策略。在该策略中, Zeng 等引入了一种多层反向传播神经网络来模拟污染物去除率与化学剂量之间的非线性关系, 实验结果表明该模型具有较好的精度。Goldar 等^[65]提出了一种基于神经网络的非线性模型预测控制器来调节活性污泥工艺的脱氮过程, 从基准中收集输入输出数据用于神经网络的训练, 并基于 BSM1 仿真模型设计了一种非线性预测控制器, 研究了它们在不同情况下的控制效果, 在天气扰动的存在下, 该控制策略与其他非线性模型预测控制方法相比, 其控制结果更加令人满意, 由此可见基于智能特征模型的模型预测控制方法相比机理模型可以达到更好控制效果和控制精度, 类似的基于数据驱动的模型控制见文[66-69]等。

相关研究针对神经网络的结构进行了改进, 提高了基于智能特征模型的模型预测控制精度。Han 等^[70]提出了一种自组织径向基函数神经网络模型预测控制 (self-organizing radial basis function model predictive control, SORBF-MPC) 方法来控制污水处理过程中的溶解氧浓度, RBF 神经网络中的隐藏节点可以根据节点活动和互信息在线添加或删除, 以达到适当的网络复杂性和必要的动态性。实验结果表明基于此模型的模型预测控制策略获得了更准确的溶解氧浓度、更高的出水质量以及较低的平均曝气能量消耗。Han 等^[71]还将 SORBF 神经网络和一种多目标优化方法相结合提出了一种非线性模型预测控制系统用于污水处理系统的过程控制, 实验结果表明, 所提出的控制方法对污水处理系统具有良好的跟踪和抗干扰性能, 同时在实际污水处理厂的应用结果表明, 所提出的方法在许多工业过程中的应用是有效的。Foscoliano 等^[72]利用递归神经网络进行模型辨识, 选择动态矩阵控制作为预测控制算法来控制生物反应器中的含氮化合物, 并讨论了多变量预测控制器在活性污泥过程中的应用。实验结果表明了动态矩阵控制的潜力, 通过与过程的特征识别的结合, 能够在降低能耗成本的同时减少氨峰值和硝酸盐的出水浓度。

为了增强污水处理厂状态识别的自适应能力、逻辑能力和推理能力, 模糊神经网络由于结合了神经网络和模糊系统的优点, 被广泛应用于模型预测控制策略中。Mendes 等^[73]基于实际污水处理厂的污水处理过程, 提出了一种基于模糊神经网络模型的模型预测控制策略, 实验结果表明, 该 T-S 模糊模型能够自适应地识别出水浓度, 有效提高控制性能。Yang 等^[74]提出了一种基于模糊神经网络的活性污泥废水处理过程预测控制器, 为了获得满意的控制性能, 作者推导出模糊神经网络模型识别的过程, 但这些策略的主要缺点之一是所应用的模糊神经网络的结构固定。因此, 这些模型预测控制策略大多无法应用在污水处理厂存在扰动和不确定性的情况中^[75-76]。针对污水处理中存在的内在不确定性和系统状态的不连续测量的问题, Han 等^[77]提出了一种基于数据的预测控制 (predictive control of data, DPC) 策略, 同时建立了一种结构和参数在线调整的自组织模糊神经网络, 用于辨识污水处理厂的实时状态。通过实验验证表明, 这种改进的非线性预测控制方法具有良好的控制性能和鲁棒性。Han 等^[78]为了实现污水处理过程的多目标预测控制, 提出了一种自组织模糊神经网络与转移多目标优化算法 (transfer multiobjective optimization algorithm) 相结合的预测控制器, 在获取污水处理系统非线性行为的同时能够优化控制目标, 解决控制目标相互冲突的问题。实验结果表明, 该控制方法能够有效地实现多目标的优化控制, 同时能够减少过程控制的计算成本。

如何保持数据的可靠性是应用数据驱动方法测量关键水质的难题之一。对于以上这些数据驱动的方法, 假设数据集是足够的, 很多时候当受到客观环境的限制, 或者检测仪表精度的影响, 往往得不到足够数量的准确数据。同时在大多数实际应用中, 很难避免在处理过程中丢失数据。针对该问题, Park 等^[79]提出了一种信道估计方法实现利用多输入多输出系统的信道信息, 该信道估计方法能够克服缺失数据, 产生精确的信道估计。实验结果表明, 模型预测控制策略应用在此改进后的方法上能够取得更好的控制效果。虽然估计算法已经被证明对缺失数据场景中的非线性系统是有效的, 但它们只能适用于数据集充足的系统。为了解决当前场景数据不足的问题, 迁移学习算法作为一种可靠的方法被应用到污水处理过程中。Deng 等^[80]提出了一种基于知识杠杆的 TSK 模糊系统, 以提高具有不

完整数据集的非线性系统的学习效率,在该方法中,设计了一种知识杠杆机制,将参考场景的知识与当前场景的数据进行整合。实验结果表明,与传统模糊方法建立的模型相比,模型预测控制策略应用在此方法建立的模型上,能够有效提升控制精度。Deng 等^[81]还提出了一种广义隐映射脊回归算法,实现了从源场景到目标域的学习过程。以上实验结果表明核方法、模糊系统和神经网络均能获得较好的泛化性能,然而这些方法很少被用于设计控制器,模型预测控制策略中不完整数据集的处理仍然是一个挑战。针对上述问题, Han 等^[82]提出了一种基于知识数据驱动模型(knowledge data driven model, KDDM)并设计了一种新的模型预测控制策略。这一知识数据驱动的模型预测控制方法中还引入了一种系统算法来减少在线计算量,使得控制器具有快速的动作,并获得良好的控制性能。同时,提出的 KDDM 不仅能充分利用当前模型的有限状态信息,还可以在学习过程中有效利用参考模型的知识。因此,对于数据不足的复杂非线性系统,该方法更为有效。

3 研究展望

近年来,模型预测控制方法已经广泛地应用于城市污水处理过程中,成为城市污水处理过程稳定运行的有效途径,同时也反映了城市污水处理自动化事业的迅速发展和自动化能力的广泛提升^[83-84]。但是,不可避免地,随着信息科技时代的到来,人们对于自动化技术应用的要求也越来越高,进一步实现城市污水处理过程的稳定控制和快速响应将是城市污水处理过程中的关键问题^[85-86]。模型预测控制方法作为一种先进的控制策略,在未来将会有更多的发展和前景,在城市污水处理领域中其未来的主要研究方向大致可概括为被控过程模型的完善、预测控制的自身发展以及控制结构和策略的改进等。

被控过程模型的完善——模型预测控制策略的控制性能在一定程度上依赖于过程模型的准确度,从模型预测控制策略的应用来说,深度研究城市污水处理的过程模型,挖掘过程的有效信息,提高过程模型的精度,具有重要的实用意义:

1) 建立全流程模型。城市污水处理过程存在大量的生化反应过程,各个环节复杂多变,当前所建立的城市污水处理过程模型均是对于处理过程中的某一部分进行局部建模,难以从全局反映污水处

理各个环节之间的固有联系。因此提高对于城市污水处理全局流程的辨识,深度了解全局关系和特征,建立城市污水处理过程的全流程模型^[87],能够有效地提升模型的准确度,进而能够有效地提高模型预测控制的控制性能和控制精度。

2) 建立基于机理—数据—知识的混合模型。在城市污水处理过程中,天气条件、进水流量、进水组分、微生物的活性等的因素影响着污水处理的处理性能。基于机理的城市污水处理模型更多的采用微分方程的形式反应处理过程中的生化反应,基于数据驱动的城市污水处理过程更多地侧重挖掘过程操作以及入水水质和出水水质之间的关系,这些都难以表述微生物、进水等的变化特性以及城市污水处理过程中的隐含知识,在实际的污水处理操作过程中往往是由操作人员利用自身的经验和知识进行应对。因此,将专家的经验知识融入到城市污水处理过程的模型中,建立基于机理、数据和知识的城市污水处理过程模型能够充分的发挥机理、数据、知识的优点^[88-90],有效提升模型的精度和过程控制的控制性能。

预测控制的自身发展——模型预测控制方法作为先进的控制策略已经得到了国内外专家学者的广泛关注和研究,然而,对于方法各个环节的进一步优化和发展能够有效的提升方法本身的适用范围和应用性能,具有重要的理论现实意义:

3) 优化“滚动优化”环节。模型预测控制方法在线求解城市污水处理过程控制问题时,在每一个采样瞬间求解一个有限时域的开环最优控制问题,同时将解得的最优控制序列中的第一个分量作为当前的控制动作作用于被控对象上。围绕模型预测的精度出发,深度挖掘最优控制序列中的第一个分量与其他分量存在的潜在关系^[91],通过在线或者离线确定最优的控制动作,可在一定程度上提高模型预测控制的控制精度和性能。

4) 优化“模型预测”环节。在保证模型预测控制精度的同时,优化预测方法,能够有效提高模型预测的快速性、实时性。围绕此方向,该领域专家学者已经提出了某些预测优化算法^[92]、计算改进算法^[93]以及利用特殊结构求解优化问题^[94]等方法实现在短暂的采样时间内减少计算复杂度和提升预测控制的速度。同时,高性能硬件预测控制器的设计也将能大大提高预测控制的实时性和准确性^[95]。

控制结构和策略的改进——当前在城市污水处理的过程控制中,模型预测控制方法大多采用集中

式的结构呈现,有效的改进和使用先进的预测控制结构和策略,能够进一步提升模型预测控制方法的控制性能。

5) 研究分布式模型预测控制方法。已有文献将分布式模型预测控制方法应用到城市污水处理过程控制中^[96],并取得了良好的实验结果。分布式模型预测控制是将系统分解为较小的子系统,允许子系统控制器之间进行通信和信息传递,进而可以充分考虑各个子系统之间存在的耦合和控制协调等问题,不仅可以使系统性能更优,而且具有更加广泛的现实意义。同时,对耦合和约束的处理,可以降低计算复杂度和通信负担。

6) 研究分层模型预测控制策略。城市污水处理系统具有复杂时变、变量多、非线性、流程单元多等特点,因此应用分层控制结构,通过设计多个控制器,将反馈信息由下往上传,保持各层控制器间的隶属关系,实现上一层级的控制机构对下一层次各子系统活动的指导性、导向性的间接控制,可以有效将大系统优化求解的复杂性进行分解,使得污水处理的流程控制在满足精度的同时,实现过程的协同控制,对于污水处理的过程控制和协同操作研究具有重大的意义。

7) 研究事件触发模型预测控制策略。在以往

城市污水处理的过程控制研究中,基本上均依据时间驱动完成过程的采样,事件触发的模型预测控制策略通过设置事件触发条件,依据事件进行过程的采样控制,能够有效减少控制动作的频率,降低过程的计算量和通信量,同时该策略在污水处理过程控制中已被应用,其研究和应用具有重要的理论意义和现实意义。

4 结论

当今时代,信息科技日新月异,数字化、智能化正在改变着人们的生活方式和产业的发展方式,科技创新正在引领着社会的变革,大数据、人工智能等在产业的发展中发挥出多种多样的作用。环境保护作为时代的热点问题,受到人们的广泛关注,城市污水处理作为环境保护、资源再生的重要方式,其自动化水平在近几年得到不断的提升,以至于能够应对当下水资源短缺的问题。可以看到的是,城市污水处理工艺在不断的发展,各种先进的优化控制方法、精密的检测仪器被应用于城市污水处理过程中,相信在不远的将来,城市污水处理过程自动化水平将会大幅的提升,具体可表现为处理过程可动态优化、工况检测和应对更全面、控制精度和控制性能更好、出水水质更优、过程能耗更低等。

参考文献

- [1] Habib R Z, Thiemann T, Al Kendi R. Microplastics and wastewater treatment plants – A review[J]. *Journal of Water Resource and Protection*, 2020, 12(1): 1 – 35.
- [2] 蔡婕萍,左高山,许和连. 虚拟水: 国际水资源管理与启示[J]. *生态经济*, 2019, 35(10): 200 – 206, 223.
Cai J P, Zuo G S, Xu H L. Virtual water: The analysis and enlightenment of international water resources management[J]. *Ecological Economy*, 2019, 35(10): 200 – 206, 223.
- [3] Franco E G. The global risks report 2020[C]//World Economic Forum. Piscataway, USA: IEEE, 2020.
- [4] 习近平主持召开科学家座谈会并发表重要讲话[J]. *中国信息安全*, 2020(9): 6 – 7.
Xi Jinping presided over a symposium of scientists and delivered an important speech[J]. *China Information Security*, 2020(9): 6 – 7.
- [5] Wang Z. China's wastewater treatment goals[J]. *Science*, 2012, 338(6107): 604 – 604.
- [6] 中华人民共和国生态环境部. 《国家环境保护标准“十三五”发展规划》[EB/OL]. [2017 – 04 – 10]. <https://www.mee.gov.cn/gkml/hbb/b-wj/201704/W020170414581772760139.pdf>.
Ministry of Ecology and Environment of the People's Republic of China. 《National 13~(th) five-year plan for standards for the environmental protection》[EB/OL]. [2017 – 04 – 10]. <https://www.mee.gov.cn/gkml/hbb/bwj/201704/W020170414581772760139.pdf>.
- [7] 马乐宽,谢阳村,文字立,等. 重点流域水生态环境保护“十四五”规划编制思路与重点[J]. *中国环境管理*, 2020, 12(4): 40 – 44.
Ma L K, Xie Y C, Wen Y L, et al. The idea and key point of drawing up the “14th Five-Year” plan of water ecological environment protection in key river basin[J]. *Chinese Journal of Environmental Management*, 2020, 12(4): 40 – 44.
- [8] 王晓莲,彭永臻. A2/O 法污水生物脱氮除磷处理技术与应用[M]. 第1版. 北京: 科学出版社, 2009.
Wang X L, Peng Y Z. Technology and application of biological nitrogen and phosphorus removal of wastewater by A2/O process [M]. 1st ed. Beijing: Science Press, 2009.

- [9] Gujer W. Nitrification and me – A subjective review[J]. *Water Research*, 2010, 44(1): 1 – 19.
- [10] Wu F C, Tseng R L, Huang S C, et al. Characteristics of pseudo-second-order kinetic model for liquid-phase adsorption: A mini-review[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2009, 151(1): 1 – 9.
- [11] Nagy-Kiss A M, Schutz G. Estimation and diagnosis using multi-models with application to a wastewater treatment plant[J]. *Journal of Process Control*, 2013, 23(10): 1528 – 1544.
- [12] Number/capacity of wastewater treatment plants in China and development states of wastewater treatment plants in each province in 2019[EB/OL]. [2021 – 01 – 13]. <https://www.chyxx.com/industry/202002/8-36168.html>.
- [13] Lu J Y, Wang X M, Liu H Q, et al. Optimizing operation of municipal wastewater treatment plants in China: The remaining barriers and future implications[J]. *Environment International*, 2019, 129: 273 – 278.
- [14] He Y, Zhu Y S, Chen J H, et al. Assessment of energy consumption of municipal wastewater treatment plants in China[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2019, 228: 399 – 404.
- [15] Ben W W, Zhu B, Yuan X J, et al. Occurrence, removal and risk of organic micropollutants in wastewater treatment plants across China: Comparison of wastewater treatment processes[J]. *Water Research*, 2018, 130: 38 – 46.
- [16] Wahab N A, Katebi R, Balderud J. Multivariable PID control design for activated sludge process with nitrification and denitrification[J]. *Biochemical Engineering Journal*, 2009, 45(3): 239 – 248.
- [17] Harja G, Nascu I, Muresan C, et al. Improvements in dissolved oxygen control of an activated sludge wastewater treatment process[J]. *Circuits, Systems, and Signal Processing*, 2016, 35(6): 2259 – 2281.
- [18] Chachuat B, Roche N, Latifi M A. Optimal aeration control of industrial alternating activated sludge plants[J]. *Biochemical Engineering Journal*, 2005, 23(3): 277 – 289.
- [19] Qin S J, Badgwell T A. A survey of industrial model predictive control technology[J]. *Control Engineering Practice*, 2003, 11(7): 733 – 764.
- [20] Jeong E, Kim H W, Nam J Y, et al. Enhancement of bioenergy production and effluent quality by integrating optimized acidification with submerged anaerobic membrane bioreactor[J]. *Bioresource Technology*, 2010, 101(1): S7 – S12.
- [21] Verrecht B, Maere T. Model-based energy optimisation of a small-scale decentralised membrane bioreactor for urban reuse[J]. *Water Research*, 2010, 44(14): 4047 – 4056.
- [22] Gómez-Brandón M, Podmirseg S M. Biological waste treatment[J]. *Waste Management and Research*, 2013, 31(8): 773 – 774.
- [23] Lin C K, Katayama Y, Hosomi M, et al. The characteristics of the bacterial community structure and population dynamics for phosphorus removal in SBR activated sludge processes[J]. *Water Research*, 2003, 37(12): 2944 – 2952.
- [24] Olsson G, Newell B. *Wastewater treatment systems: Modelling diagnosis and control*[M]. London, UK: IWA Publishing, 1999.
- [25] Jurado E, Camacho F, Luzón G, et al. Kinetics of the enzymatic hydrolysis of triglycerides in o/w emulsions: Study of the initial rates and the reaction time course[J]. *Biochemical Engineering Journal*, 2008, 40(3): 473 – 484.
- [26] Srinivasan B, Palanki S, Bonvin D. Dynamic optimization of batch processes I: Characterization of the nominal solution[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2003, 27(1): 1 – 26.
- [27] 马勇, 彭永臻. 城市污水处理系统运行及过程控制[M]. 第1版. 北京: 科学出版社, 2007.
Ma Y, Peng Y Z. *Operation and process control of municipal sewage treatment system*[M]. 1st ed. Beijing: Science Press, 2007.
- [28] Brdjanovic D, Slamet A, VanLoosdrecht M C, et al. Impact of excessive aeration on biological phosphorus removal from wastewater[J]. *Water Research*, 1998, 32(1): 200 – 208.
- [29] Katie A T, Mark N, Ralf C R. The effect of dissolved oxygen on PHB Accumulation in activated sludge cultures[J]. *Biotechnology and Bioengineering*, 2003, 82(2): 238 – 250.
- [30] Rojas J D, Flores-Alsina X, Jeppsson U, et al. Application of multivariate virtual reference feedback tuning for wastewater treatment plant control[J]. *Control Engineering Practice*, 2012, 20(5): 499 – 510.
- [31] Kasmi M, Hamdi M, Trabelsi I. Eco-friendly process combining physical-chemical and biological technics for the fermented dairy products waste pretreatment and reuse[J]. *Water Science and Technology*, 2017, 75(1/2): 39 – 47.
- [32] Longo S, Hospido A, Lema J M, et al. A systematic methodology for the robust quantification of energy efficiency at wastewater treatment plants featuring data envelopment analysis[J]. *Water Research*, 2018, 141: 317 – 328.

- [33] Hreiz R, Latifi M A, Roche N. Optimal design and operation of activated sludge processes: State-of-the-art[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2015, 281: 900 – 920.
- [34] 于广平, 苑明哲, 王宏. 活性污泥法污水处理数学模型的发展和应用[J]. *信息与控制*, 2006, 35(5): 614 – 618.
Yu G P, Fan M Z, Wang H. Development and application of activated sludge mathematical models for wastewater treatment process[J]. *Information and Control*, 2006, 35(5): 614 – 618.
- [35] Gernaey K V, Rosen C, Jeppsson U. WWTP dynamic disturbance modelling an essential module for long-term benchmarking development[J]. *Water Science and Technology*, 2006, 53(4/5): 225 – 234.
- [36] Holenda B, Domokos E, Redey A, et al. Dissolved oxygen control of the activated sludge wastewater treatment process using predictive control[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2008, 32(6): 1278 – 1286.
- [37] Santín I, Pedret C, Vilanova R. Applying variable dissolved oxygen set point in a two level hierarchical control structure to a wastewater treatment process[J]. *Journal of Process Control*, 2015, 28: 40 – 55.
- [38] Piotrowski R, Brdys M A, Konarczak K, et al. Hierarchical dissolved oxygen control for activated sludge processes[J]. *Control Engineering Practice*, 2008, 16(1): 114 – 131.
- [39] Sadeghassadi M, Macnab C J B, Gopaluni B, et al. Application of neural networks for optimal-setpoint design and MPC control in biological wastewater treatment[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2018, 115: 150 – 160.
- [40] Santin I, Pedret C, Vilanova R. Fuzzy control and model predictive control configurations for effluent violations removal in wastewater treatment plants[J]. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2015, 54(10): 2763 – 2775.
- [41] Harja G, Vlad G, Nascu I. Dissolved oxygen control strategy for an activated sludge wastewater treatment process. recent advances in electrical engineering series. recent advances in systems[C]//19th International Conference on Systems. Piscataway, USA: IEEE, 2015: 453 – 458.
- [42] Yang T, Zhang L, Chadli M. Fuzzy modeling of activated sludge wastewater treatment processes and predictive control of dissolved oxygen[C]//2013 IEEE International Symposium on Industrial Electronics. Piscataway, USA: IEEE, 2013: 1 – 6.
- [43] Stare A, Hvala N, Vrečko D. Modeling, identification, and validation of models for predictive ammonia control in a wastewater treatment plant – A case study[J]. *ISA Transactions*, 2006, 45(2): 159 – 174.
- [44] Vrečko D, Hvala N, Stražar M. The application of model predictive control of ammonia nitrogen in an activated sludge process [J]. *Water Science and Technology*, 2011, 64(5): 1115 – 1121.
- [45] Mulas M, Tronci S, Corona F, et al. Predictive control of an activated sludge process: An application to the Viikinmäki wastewater treatment plant[J]. *Journal of Process Control*, 2015, 35: 89 – 100.
- [46] Liu X, Jing Y, Xu J, et al. Ammonia control of a wastewater treatment process using model predictive control[C]//The 26th Chinese Control and Decision Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2014: 494 – 498.
- [47] Francisco M, Vega P, Revollar S. Model predictive control of BSM1 benchmark of wastewater treatment process: A tuning procedure[C]//50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2011: 7057 – 7062.
- [48] Grochowski M, Rutkowski T A. Supervised model predictive control of wastewater treatment plant[C]//21st International Conference on Methods and Models in Automation and Robotics. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 613 – 618.
- [49] Xu H, Vilanova R. Comparison of control strategies on combined biological phosphorus and nitrogen removal wastewater treatment process[C]//17th International Conference on System Theory, Control and Computing. Piscataway, USA: IEEE, 2013: 595 – 600.
- [50] Xu H, Vilanova R. Application of fuzzy control on wastewater treatment plant for P-removal[C]//23rd Mediterranean Conference on Control and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2015: 545 – 550.
- [51] Santín I, Pedret C, Vilanova R. Applying variable dissolved oxygen set point in a two level hierarchical control structure to a wastewater treatment process[J]. *Journal of Process Control*, 2015, 28: 40 – 55.
- [52] Yang T, Zhang L, Wang A, et al. Fuzzy modeling approach to predictions of chemical oxygen demand in activated sludge processes[J]. *Information Sciences*, 2013, 235: 55 – 64.
- [53] Diehl M, Amrit R, Rawlings J B. A Lyapunov function for economic optimizing model predictive control[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2010, 56(3): 703 – 707.
- [54] Harja G, Vlad G, Nascu I. MPC advanced control of dissolved oxygen in an activated sludge wastewater treatment plant[C]//IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 1 – 6.

- [55] Hong Y X, Pedret C, Santin I, et al. Decentralized model predictive control for N and P removal in wastewater treatment plants [C]//22nd International Conference on System Theory, Control and Computing. Piscataway, USA: IEEE, 2018: 224 – 230.
- [56] Zeng J, Liu J. Economic model predictive control of wastewater treatment processes[J]. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, 2015, 54(21): 5710 – 5721.
- [57] Zhang A, Liu J. Economic MPC of wastewater treatment plants based on model reduction[J]. *Processes*, 2019, 7(10): 682.
- [58] Zhang A, Yin X, Liu S, et al. Distributed economic model predictive control of wastewater treatment plants[J]. *Chemical Engineering Research and Design*, 2019, 141: 144 – 155.
- [59] Vega P, Revollar S, Francisco M, et al. Integration of set point optimization techniques into nonlinear MPC for improving the operation of WWTPs[J]. *Computers and Chemical Engineering*, 2014, 68: 78 – 95.
- [60] Revollar S, Vega P, Francisco M, et al. Optimization of economic and environmental objectives in a non linear model predictive control applied to a wastewater treatment plant[C]//2016 20th International Conference on System Theory, Control and Computing. Piscataway, USA: IEEE, 2016: 318 – 323.
- [61] Moliner-Heredia R, Peñarocha-Alós I, Sanchis-Llopis R. Economic model predictive control of wastewater treatment plants based on BSM1 using linear prediction models[C]//2019 IEEE 15th International Conference on Control and Automation. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 73 – 78.
- [62] Revollar S, Vega P, Vilanova R, et al. Optimal control of wastewater treatment plants using economic-oriented model predictive dynamic strategies[J]. *Applied Sciences*, 2017, 7(8): 813.
- [63] Boruah N, Roy B K. Event triggered nonlinear model predictive control for a wastewater treatment plant[J]. *Journal of Water Process Engineering*, 2019. DOI: 10.1016/j.jwpe.2019.100887.
- [64] Zeng G M, Qin X S, He L, et al. A neural network predictive control system for paper mill wastewater treatment[J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2003, 16(2): 121 – 129.
- [65] Goldar A, Revollar S, Lamanna R, et al. Neural-MPC for N-removal in activated-sludge plants[C]//2014 European Control Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2014: 808 – 813.
- [66] Zhu Y, Hou Z, Qian F, et al. Dual RBFNNs-based model-free adaptive control with aspen HYSYS simulation[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2017, 28(3): 759 – 765.
- [67] Luccarini L, Porra E, Spagni A, et al. Soft sensors for control of nitrogen and phosphorus removal from wastewaters by neural networks[J]. *Water Science and Technology*, 2002, 45(4/5): 101 – 107.
- [68] Yaqub M, Asif H, Kim S, et al. Modeling of a full-scale sewage treatment plant to predict the nutrient removal efficiency using a long short-term memory (LSTM) neural network[J]. *Journal of Water Process Engineering*, 2020. DOI: 10.1016/j.jwpe.2020.101388.
- [69] Comas J, Meabe E, Sancho L, et al. Knowledge-based system for automatic MBR control[J]. *Water Science and Technology*, 2010, 62(12): 2829 – 2836.
- [70] Han H G, Qiao J F, Chen Q L. Model predictive control of dissolved oxygen concentration based on a self-organizing RBF neural network[J]. *Control Engineering Practice*, 2012, 20(4): 465 – 476.
- [71] Han H, Qiao J. Nonlinear model-predictive control for industrial processes: An application to wastewater treatment process[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2013, 61(4): 1970 – 1982.
- [72] Foscoliano C, Del Vigo S, Mulas M, et al. Predictive control of an activated sludge process for long term operation[J]. *Chemical Engineering Journal*, 2016, 304: 1031 – 1044.
- [73] Mendes J, Araújo R, Souza F. Adaptive fuzzy identification and predictive control for industrial processes[J]. *Expert Systems with Applications*, 2013, 40(17): 6964 – 6975.
- [74] Yang T, Qiu W, Ma Y, et al. Fuzzy model-based predictive control of dissolved oxygen in activated sludge processes[J]. *Neurocomputing*, 2014, 136: 88 – 95.
- [75] Cheng L, Liu W, Hou Z G, et al. Neural-network-based nonlinear model predictive control for piezoelectric actuators[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(12): 7717 – 7727.
- [76] Han H G, Qian H H, Qiao J F. Nonlinear multiobjective model-predictive control scheme for wastewater treatment process[J]. *Journal of Process Control*, 2014, 24(3): 47 – 59.
- [77] Han H, Zhang L, Qiao J. Data-based predictive control for wastewater treatment process[J]. *IEEE Access*, 2017, 6: 1498 – 1512.

- [78] Han H, Liu Z, Hou Y, et al. Data-driven multiobjective predictive control for wastewater treatment process[J]. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2019, 16(4): 2767 – 2775.
- [79] Park S, Choi J W, Seol J Y, et al. Expectation-maximization-based channel estimation for multiuser MIMO systems[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2017, 65(6): 2397 – 2410.
- [80] Deng Z, Jiang Y, Choi K S, et al. Knowledge-leverage-based TSK fuzzy system modeling[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2013, 24(8): 1200 – 1212.
- [81] Deng Z, Choi K S, Jiang Y, et al. Generalized hidden-mapping ridge regression, knowledge-leveraged inductive transfer learning for neural networks, fuzzy systems and kernel methods[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2014, 44(12): 2585 – 2599.
- [82] Han H, Liu Z, Liu H, et al. Knowledge-data-driven model predictive control for a class of nonlinear systems[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2019, 51(7): 4492 – 4504.
- [83] Zhang J, Wan S. A review of explicit model predictive control[C]//31st Chinese Control Conference. Piscataway, USA: IEEE, 2012: 4233 – 4238.
- [84] Akpan V A, Hassapis G D. Nonlinear model identification and adaptive model predictive control using neural networks[J]. *ISA Transactions*, 2011, 50(2): 177 – 194.
- [85] Li W, Li L, Qiu G. Energy consumption and economic cost of typical wastewater treatment systems in Shenzhen, China[J]. *Journal of Cleaner Production*, 2017, 163: S374 – S378.
- [86] Zhao X, Liu J, Liu Q, et al. Physical and virtual water transfers for regional water stress alleviation in China[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2015, 112(4): 1031 – 1035.
- [87] 桂卫华, 王成红, 谢永芳, 等. 流程工业实现跨越式发展的必由之路[J]. *中国科学基金*, 2015(5): 337 – 342.
Gui W H, Wang C H, Xie Y F, et al. The necessary way to realize great-leap-forward development of process industries[J]. *Bulletin of National Natural Science Foundation of China*, 2015(5): 337 – 342.
- [88] Eggimann S, Mutzner L, Wani O, et al. The potential of knowing more: A review of data-driven urban water management[J]. *Environmental Science and Technology*, 2017, 51(5): 2538 – 2553.
- [89] Aulinas M, Nieves J C, Cortés U, Poch M. Supporting decision making in urban wastewater systems using a knowledge-based approach[J]. *Environmental Modelling and Software*, 2011, 26(5): 562 – 572.
- [90] 王飞跃. 机器人的未来发展: 从工业自动化到知识自动化[J]. *科技导报*, 2015, 33(21): 39 – 45.
Wang F Y. On future development of robotics: From industrial automation to knowledge automation[J]. *Science and Technology Review*, 2015, 33(21): 39 – 44.
- [91] Zhang R D, Xue A K, Gao F R. *Model predictive control*[M]. Berlin, Germany: Springer, 2019.
- [92] 夏晓华, 刘波, 栾志业, 等. 基于 PSO 的预测控制及在聚丙烯中的应用[J]. *控制工程*, 2006, 13(5): 401 – 403.
Xia X H, Liu B, Luan Z Y, et al. Predictive control based on PSO and its application in polypropylene[J]. *Control Engineering*, 2006, 13(5): 401 – 403.
- [93] 胡耀华, 贾欣乐. 广义预测控制的直接算法[J]. *控制与决策*, 2002, 15(2): 221 – 223.
Hu Y H, Jia X L. A direct algorithm for generalized predictive control[J]. *Control and Decision*, 2002, 15(2): 221 – 223.
- [94] Wang Y, Boyd S. Fast model predictive control using online optimization[J]. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2009, 18(2): 267 – 278.
- [95] Chen H, Xu F, Xi Y. Field programmable gate array/system on a programmable chip-based implementation of model predictive controller[J]. *IET Control Theory and Applications*, 2012, 6(8): 1055 – 1063.
- [96] Yin X, Decardi-Nelson B, Liu J. Subsystem decomposition and distributed moving horizon estimation of wastewater treatment plants[J]. *Chemical Engineering Research and Design*, 2018, 134: 405 – 419.

作者简介

杜胜利(1986 –), 男, 博士, 副教授, 博士生导师。研究领域为复杂系统过程控制, 智能优化控制。

张庆达(1999 –), 男, 硕士生。研究领域为复杂系统过程控制。

曹博琦(1996 –), 男, 硕士生。研究领域为分布式模型预测控制。