

**研究生学术读书报告**

题 目： 污水处理过程建模方法研究

学 号： 2112003182

研究生姓名： 王颖

学科、专业： 电子信息

学 院： 信息工程学院

指导教师： 陈博

2022年 3 月 8 日

目 录

目录

[1研究问题背景与意义 2](#_Toc98356219)

[2国内外研究现状 3](#_Toc98356220)

[2.1基于机理的污水处理过程建模方法 3](#_Toc98356221)

[2.2基于数据驱动的污水处理过程建模方法 4](#_Toc98356222)

[3 总结 5](#_Toc98356223)

[4 参考文献 5](#_Toc98356224)

# 1研究问题背景与意义

水是人类的必须品，是人类赖以生存和发展的宝贵资源。人类在生产活动中会不可避免地产生污水，如果不对其进行处理而直接排放，将严重危害环境，造成无法挽回的后果。作为水资源保护的关键环节，污水处理厂承担着净化污水的重任。污水处理厂是一个包含众多工序的系统，能够利用物理、化学和生物的方法将污水中的有机物、氨氮、磷等污染物去除，以达到污水净化与回收的目的。由其处理完成后的污水在流至自然水循环中时，不会对生态环境和水生生物造成危害。因此，及时预判污水处理厂的异常工况与潜在风险，确保污水处理厂的安全稳定运行，使其出水水质满足排放标准对于水污染防治来说极为重要。针对污水处理过程的建模和预测研究具有重要的理论和现实意义。

污水处理方法有多种不同的类型，其中活性污泥法[1]由于其处理效果好且效率高的优点被世界各国广泛采用。例如目前广泛用于处理城市生活污水的厌氧-缺氧-好氧(Anaerobic-Anoxic-Oxic, A2O)工艺就是一种基于活性污泥法的污水处理工艺。活性污泥法是一种污水生物处理技术，它以活性污泥为主体，利用微生物活动降解污染物质，是一种被公认的兼具经济性和可持续性的方法[2]。然而，活性污泥法的处理过程是复杂的动态生化反应过程，具有高度非线性、强耦合、时滞性等特点，针对此类工艺过程的建模也因此富有挑战性[3]。

通常，污水处理过程的建模可以通过两种方式进行：基于机理和基于数据驱动。基于机理是指通过生化反应相对应的数学表达式来描述各反应组分之间的关系，进而表达污水处理的复杂动态过程。自1942年Monod提出了微生物生长速度和底物浓度之间的关系表达式以来，伴随着微生物细胞的生长机理（单纯生长、存活-非存活细胞共代谢生长及贮存-代谢生长模式等）、微生物衰亡机理（死亡-再生机理等）、有机物的水解机理以及溶解性残留物的形成等机理研究的不断进步，活性污泥法数学模型的发展经历了从简单的拟合实验数据，到采用经典微生物生长动力学模型，直至现在根据生物处理自身的特性进行过程分析和辨识的过程[4]。机理模型的优势在于它是一种白箱模型，使用严谨的生化反应方程式来表达每一步反应过程，具有可解释性。相对于一些以进出水数据分析统计为基础的黑箱模型而言，它不仅能够模拟进出水的相应变化，还能够模拟污染物的沿程降解过程[5]。然而，由于机理模型涉及的化学计量学与动力学参数过多，且很多参数需依据特定污水处理系统中的微生物群落结构和主导菌种等不同情况反复调整，该类方法难以应用于污水处理厂的实际运行中[6]。除此之外，微生物除磷机理目前尚未完全明确，数学模型表达存在的局限性也是限制该方法用于工程实际的原因之一。

另一种建模方式是基于数据驱动，该方式从实测数据出发，通过统计学方法或机器学习算法发掘特征之间存在的映射关系。相对于基于机理的建模方法而言，这种方式无需依赖反应机理的先验知识，无需人工对工艺参数进行反复调整，同时又避免了反应方程式表达能力上的不足。污水处理厂运行过程中存储与累积的大量监测数据使得数据驱动方法更加适用于工程实际中对污水处理过程的建模。限制数据驱动方法投入应用的主要因素在于对数据量的依赖性，即需要以污水处理厂进行过长期的数据累积为前提。另外，所部署的传感器的测量精度较低则将难以保证建模的高精度要求。

近年来，得益于电子技术的进步，传感器的测量精度也得到了明显提升，因此不少研究者尝试研究利用部署在污水处理系统中的各类传感器，仅通过测量数据进行模型建立。随着深度学习的兴起，人工智能相关技术迎来井喷式发展，如今越来越多的研究者尝试将机器学习算法应用到污水处理领域。但已有的绝大多数相关研究仍然存在着局限性，刻意回避了污水处理过程的连续性、长时滞性以及滞后时间的不定性。综上所述，污水处理过程建模算法的研究具有重要的理论意义和迫切的实用价值。

# 2国内外研究现状

## 2.1基于机理的污水处理过程建模方法

国际水协（IWA）一直致力于机理模型的研究，并于1987年、1995年和1999年陆续推出了ASM（Activated Sludge Models）系列模型[7]，该系列模型已成为污水处理工艺模拟的一个重要手段。ASM诸多版本的共同特点是它们均以Monod方程为基础，都是多维的并包含大量的动力学参数和化学计量参数，均以矩阵的形式描述生物反应过程。ASM系列模型涉及参数较多，以ASM2d模型为例，共有19种组分、21种反应、22个化学计量参数及45个动力学参数被囊括。此外，ASM系列模型的应用存在一些限制条件，如ASM1和ASM2要求pH值接近中性并保持恒定，ASM1要求系统在恒定温度下运行，ASM2要求温度限制在10-25℃范围内[8]。这些限制和缺陷也为其在污水处理厂实际运行中的应用带来了很大困难。目前已有很多研究者对ASM系列模型做出改进来使其适用于特定污水处理厂的模拟。Van Veldhuizen H M等人[9]在试验研究中开发出一个好氧和缺氧生物除磷的机理模型，并将该模型与ASM1相结合，检验其对生产性污水处理厂的模拟效果。作者依据工艺、模型机理和灵敏度分析，将校正模型时需调整的参数数量缩小到了4个。Meijer S C F等人[10]利用生物除磷模型和ASM2d模型的复合模型模拟实际污水处理厂的脱氮除磷过程。研究表明这种复合模型无需改变化学计量学矩阵即可模拟污水厂稳态运行时各组分浓度，并具有较好的出水水质预测精度。Hao X等人[11]利用ASM2d模型与Delft除磷模型的复合模型研究了两种BNR（生物法去除营养物）工艺：UCT和A2N。该研究表明这种复合模型在不同的SRT和温度条件下能对这两种工艺的出水水质、污泥产量、耗氧情况进行较为准确的评价。Kim H等人[12,13]提出了ASM2模型的简化线性模型（SLM模型）用来模拟SBR工艺中基质去除过程，该模型预测了SBR工艺中释磷和摄磷、硝化作用、氨化作用和反硝化作用的动力学过程。由于线性模型包含较少的参数，该模型有效降低了在参数校正时的开销。文献[14]对ASM1模型做了简化，开发了一个包含更少状态变量和参数的降阶模型应用于基于在线测量的污水处理过程模拟。简化模型的目的是为了降低校正模型时需调整的参数数量，复合模型的目的是为了提高模型模拟的精度。然而，由于反应方程式表达的局限性、微生物特性的不明确性等因素，无论是简化模型、复合模型还是ASM完整模型都难以反映污水处理过程中不同的环境状况、进水条件与出水水质之间的复杂非线性关系。

## 2.2基于数据驱动的污水处理过程建模方法

在人工智能的时代背景下，机器学习算法已被广泛应用于污水处理厂基于数据驱动的建模中。Huang Z等人[15]通过改进的最小二乘支持向量回归（LS-SVR）实现了对化学需氧量（COD），总氮（TN）等出水参数的预测。在众多基于机器学习算法的数据驱动模型中，神经网络因其强大的非线性拟合能力与自适应性成为了污水处理领域应用最为广泛的模型[16,17]。Santin I等人[18]通过使用仅含全连接结构的人工神经网络（ANN）实现了对出水污染物浓度峰值的预测。文献[19]对连续流缺氧/好氧（A/O）脱氮工艺处理低碳氮比生活污水的外加碳源系统进行了仿真研究，利用BP神经网络对试验数据的学习拟合系统中外加碳源量、总回流比和出水总氮（TN）之间存在的复杂非线性关系，达到了优化碳源投加量的目的。文献[20,21]所提出的方法基于自适应模糊神经网络（AFFN）从相关的工艺数据中捕捉污水处理过程中的非线性关系。Han H等人[22]提出了一种具有并行结构和参数学习功能的自组织径向基函数神经网络（SORBFNN），将其用于污水处理系统在线状态的识别。Lin M等人[23]将极限学习机（ELM）作为一种建模方法来解决污水处理厂的建模问题，并使用差分进化算法（DE）对ELM的隐藏神经元参数进行优化，得到了用于15分钟间隔出水浓度预测的有效模型。虽然上述方法取得了很多阶段性成果，但它们都指向一个共同的局限性：忽视了不同时段进水之间以及进水与出水之间在时间上的依赖性。

# 3 总结

神经网络在污水处理过程建模中应用广泛，在工艺控制，水质预测以及成本优化等诸多方面发挥着重要作用。对比基于机理的建模方法，神经网络无需调试大量参数，不受环境因素限制，更加符合实际应用情景。因此，发挥神经网络强大的非线性拟合能力与自适应能力，选择合适的神经网络类型并进一步设计有效的神经网络结构，对实现污水处理系统的智能化具有重要的实际意义。

# 4 参考文献

1. 张建丰. 活性污泥法工艺控制[M]. 中国电力出版社, 2011.
2. Guerrero J, Guisasola A, Comas J, et al. Multi-criteria selection of optimum WWTP control setpoints based on microbiology-related failures, effluent quality and operating costs[J]. Chemical Engineering Journal, 2012, 188: 23-29.
3. 朱奥. 污水生物脱氮过程数学模拟与应用[D].北京工业大学,2013.
4. 徐伟锋. 生物脱氮除磷ASM2D模拟及机理研究[D].同济大学,2006.
5. 蒋源. 活性污泥数学模型（ASM3）及其计算机模拟研究[D].北京工业大学,2009.
6. 章康树. 基于神经网络的污水处理自适应控制方法初探[D].浙江大学,2019.
7. Henze M, Gujer W, Mino T, et al. Activated sludge models ASM1, ASM2, ASM2d and ASM3[M]. IWA publishing, 2000.
8. 王鹏. 城市污水活性污泥处理系统模拟-ASM2D[D].重庆大学,2007.
9. Van Veldhuizen H M, van Loosdrecht M C M, Heijnen J J. Modelling biological phosphorus and nitrogen removal in a full scale activated sludge process[J]. Water Research, 1999, 33(16): 3459-3468.
10. Meijer S C F, Van Loosdrecht M C M, Heijnen J J. Metabolic modelling of full-scale biological nitrogen and phosphorus removing WWTP's[J]. Water Research, 2001, 35(11): 2711-2723.
11. Hao X, Van Loosdrecht M C M, Meijer S C F, et al. Model-based evaluation of two BNR processes—UCT and A2N[J]. Water Research, 2001, 35(12): 2851-2860.
12. Kim H, Hao O J, McAvoy T J. SBR system for phosphorus removal: ASM2 and simplified linear model[J]. Journal of environmental engineering, 2001, 127(2): 98-104.
13. Kim H, Hao O J, McAvoy T J. SBR system for phosphorus removal: linear model based optimization[J]. Journal of Environmental Engineering, 2001, 127(2): 105-111.
14. Birs I R, Nascu I, Darab C, et al. Modelling and calibration of a conventional activated sludge wastewater treatment plant[C]//2016 IEEE International Conference on Automation, Quality and Testing, Robotics (AQTR). IEEE, 2016: 1-6.
15. Huang Z, Luo J, Li X, et al. Prediction of effluent parameters of wastewater treatment plant based on improved least square support vector machine with PSO[C]//2009 First International Conference on Information Science and Engineering. IEEE, 2009: 4058-4061.
16. Corominas L, Garrido-Baserba M, Villez K, et al. Transforming data into knowledge for improved wastewater treatment operation: A critical review of techniques[J]. Environmental modelling & software, 2018, 106: 89-103.
17. Haimi H, Mulas M, Corona F, et al. Data-derived soft-sensors for biological wastewater treatment plants: An overview[J]. Environmental Modelling & Software, 2013, 47: 88-107.
18. Santin I, Pedret C, Meneses M, et al. Artificial neural network for nitrogen and ammonia effluent limit violations risk detection in wastewater treatment plants[C]//2015 19th International Conference on System Theory, Control and Computing (ICSTCC). IEEE, 2015: 589-594.
19. 彭永臻,王之晖,王淑莹.基于BP神经网络的A/O脱氮系统外加碳源的仿真研究[J].化工学报,2005(02):296-300.
20. 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.
21. Qiao J, Zhou H. Modeling of energy consumption and effluent quality using density peaks-based adaptive fuzzy neural network[J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2018, 5(5): 968-976.
22. 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.
23. Lin M, Zhang C, Su C. Prediction of effluent from WWTPS using differential evolutionary extreme learning machines[C]//2016 35th Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2016: 2034-2038.