

祝嘉禄, 马艳. 基于蒙特卡洛模拟法的活性污泥 2d 号模型参数敏感性分析[J]. 净水技术, 2026, 45(3): 114-122.

Zhu J L, Ma Y. Monte Carlo simulation-based sensitivity analysis of parameters for activated sludge model No. 2d [J]. Water Purification Technology, 2026, 45(3): 114-122.

基于蒙特卡洛模拟法的活性污泥 2d 号模型参数敏感性分析

祝嘉禄*, 马艳

(上海城市水资源开发利用国家工程中心有限公司, 上海 200082)

摘要 【目的】 本文针对活性污泥 2d 号模型(ASM2d)参数众多、不确定性高的问题,开展参数敏感性分析,以识别关键参数、降低模型校准复杂度,为工艺模拟、校准与优化提供依据。【方法】 本文以某污水厂厌氧-缺氧-好氧(AAO)工艺为对象,构建生物段处理工艺 ASM2d 模型,采用蒙特卡洛模拟结合拉丁超立方抽样,对筛选的 39 个模型参数进行全局敏感性分析,研究了不同模拟次数(78~210 组)对分析结果的影响,并通过标准化回归系数量化参数对各出水指标的影响程度。【结果】 当模拟次数达到 156 组以上时,敏感参数数量与排序趋于稳定,其中异养菌产率系数对化学需氧量(COD)的去除和污泥浓度模拟结果影响显著,自养菌最大生长速率和氨氮半饱和系数主导氨氮去除模拟,总磷去除的模拟结果则主要受厌氧条件下颗粒性有机物水解速率衰减系数、聚磷酸盐水解速率等参数影响。【结论】 蒙特卡洛模拟可用于系统地识别 ASM2d 模型中的关键参数,建议在实际应用中采用不少于 5 倍参数数量的模拟次数以保证分析稳定性。研究结果可为模型参数校准与不确定性量化提供参考方法。

关键词 活性污泥模型 蒙特卡洛模拟 全局敏感性分析 不确定性量化 参数率定

中图分类号: TU992 **文献标志码:** A **文章编号:** 1009-0177(2026)03-0114-09

DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2026.03.011

Monte Carlo Simulation-Based Sensitivity Analysis of Parameters for Activated Sludge Model No. 2d

Zhu Jialu*, Ma Yan

(National Engineering Research Center of Urban Water Resources Co., Ltd., Shanghai 200082, China)

Abstract [Objective] To address the issues of numerous parameters and high uncertainty in the activated sludge model No. 2d (ASM2d), this paper conducts a parameter sensitivity analysis to identify key parameters, reduce the complexity of model calibration, and provide a basis for process simulation, calibration, and optimization. [Methods] Based on an anaerobic-anoxic-oxic (AAO) process in a wastewater treatment plant (WWTP), an ASM2d model for the biological treatment section was constructed in this paper. Monte Carlo simulation combined with Latin Hypercube Sampling was employed to perform a global sensitivity analysis on 39 selected model parameters. The influence of different simulation run counts on the analysis result was investigated, and the impact degree of parameters on various effluent indices was quantified using standardized regression coefficients. [Results] When the number of simulation runs reached more than 156, the number and ranking of sensitive parameters tended to stabilize. Among them, the heterotrophic yield coefficient had a significant impact on the simulation result of chemical oxygen demand (COD) removal and sludge concentration. The autotrophic maximum growth rate and the ammonium half-saturation coefficient dominated the simulation of ammonia nitrogen removal. The simulation of total phosphorus removal was mainly influenced by parameters such as the reduction factor for hydrolysis of particulate organic matter under anaerobic conditions and the hydrolysis rate of polyphosphate. [Conclusion] Monte Carlo simulation can be used to systematically identify key parameters in the ASM2d model. It is recommended to use a simulation count no less than five times the number of parameters in practical applications to ensure the stability of the analysis. The result of this paper can provide a reference method for model parameter calibration and uncertainty quantification.

[收稿日期] 2025-12-30

[基金项目] 上海城投水务(集团)有限公司科研项目(KY.WB.25.007)

[通信作者] 祝嘉禄(1992—),男,高级工程师,主要从事水处理工艺建模和智慧化等工作,E-mail:brunozhu@163.com。

Keywords activated sludge model Monte Carlo simulation global sensitivity analysis uncertainty quantification parameter calibration

由国际水协会推出的活性污泥系列模型 (ASMs) 作为描述污水处理生物化学过程的核心数学工具, 已成为辅助污水生化处理工艺模拟预测和决策制定的重要手段^[1-2]。其中, 活性污泥 2d 号模型 (ASM2d) 因其同步考虑有机物去除、脱氮及生物-化学除磷过程, 已成为模拟具有生物除磷脱氮工艺的现代污水处理厂最广泛应用的模型^[2]。然而, ASM2d 模型结构复杂, 包含 21 个非线性生化反应动力学方程及 73 个相关参数。这些参数具有高度的不确定性, 其取值受到进水水质和运行条件的影响, 且大部分参数难以通过简单的试验方法直接测定^[3-4]。

因此, 通过参数敏感性分析, 系统性地评估参数对模型输出结果的影响程度, 已成为 ASM2d 模型应用不可或缺的一环。有效的敏感性分析能够: (1) 识别关键参数, 降低校准的维度和工作量; (2) 理解模型行为, 解释模拟结果的变化趋势; (3) 量化不确定性来源, 为后续验证评估提供数据支撑^[5]。目前, 针对 ASM2d 模型的参数敏感性分析研究多采用局部敏感性分析方法, 例如一次一变量法或局部导数的方法。这类方法虽计算简便, 但其结果严重依赖于参数的基准取值, 且无法评估参数在其整个可能取值范围内的全局影响^[6]。

蒙特卡洛模拟是一种基于随机采样的数值方法, 它通过对参数取值空间进行大规模随机采样, 运行海量的参数组合, 从而无偏地评估参数在其概率分布内对模拟结果的影响^[7]。基于此, 本研究选取一个典型的厌氧-缺氧-好氧 (AAO) 工艺污水处理厂作为案例, 应用 ASM2d 模型对其生物段的处理工艺进行建模, 并采用蒙特卡洛模拟法进行参数敏感性分析, 旨在为活性污泥数学模型的参数校准及不确定性研究提供参考。

1 模型建立

如图 1(a) 所示, 研究对象污水处理厂位于华东地区, 设计处理规模为 80 万 m^3/d 。该厂生物处理段由 8 组处理规模为 10 万 m^3/d 的改良型 AAO 工艺生物池组成, 处理流程为预缺氧-厌氧-缺氧-好氧, 其中好氧段设置了 4 个曝气区和 1 个脱气区。生物池设计水力停留时间为 15.7 h, 其中, 预缺氧段

水力停留时间为 0.3 h、厌氧段水力停留时间为 1.7 h、缺氧段水力停留时间为 4 h、好氧段水力停留时间为 9.7 h, 污泥龄为 15~20 d。污泥内、外回流比分别为 200%、100%。生物处理段后接平流式沉淀池 (共 56 池, 设计平均水力负荷为 0.82 m^3/h), 沉淀出水通过高效沉淀 (共 8 池, 单池设计流量为 1.5 m^3/s) 加深床过滤 (共 48 格, 设计平均滤速为 6 m/h) 的深度处理组合, 出水达到一级 A 的排放标准。

本研究应用污水处理模拟软件 WEST 建立了研究对象污水处理厂从进水至二沉池出水的处理工艺模型 [图 1(b)]。其中, 进水污染物 (化学需氧量、总氮、总磷、总悬浮物等) 指标根据 ASM2d 模型所用的组分变量进行分解^[1]。曝气沉砂池通过点沉淀模型模拟。8 组生物池的平均处理情况通过构建单组生物池模型进行模拟, 模型由 8 个串联的全混反应器组成, 其中前 3 个反应器分别模拟预缺氧段、厌氧段和缺氧段, 后 5 个反应器模拟好氧段的曝气区和脱气区。所有生物反应器均采用 ASM2d 模型模拟反应器内的生物动力学过程, 并采用统一的参数设置。平流式沉淀池采用陶卡奇 (Takács) 一维沉降模型模拟生物池污泥的沉降过程^[8]。

2 蒙特卡洛模拟

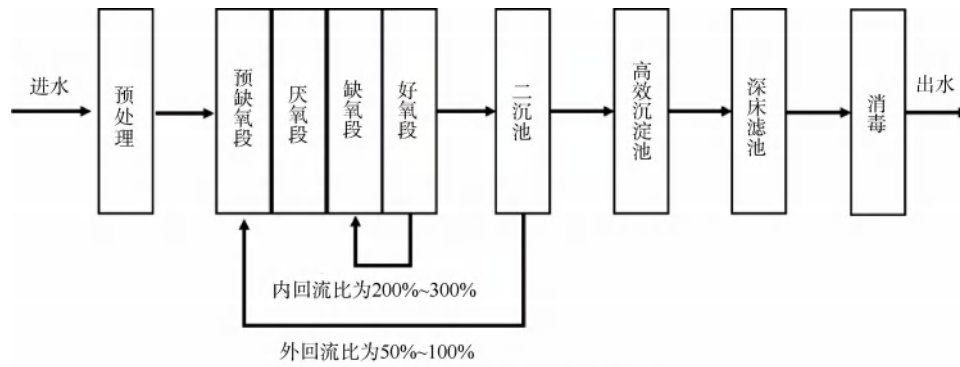
本研究实现蒙特卡洛模拟的具体流程如下。

2.1 参数预筛选

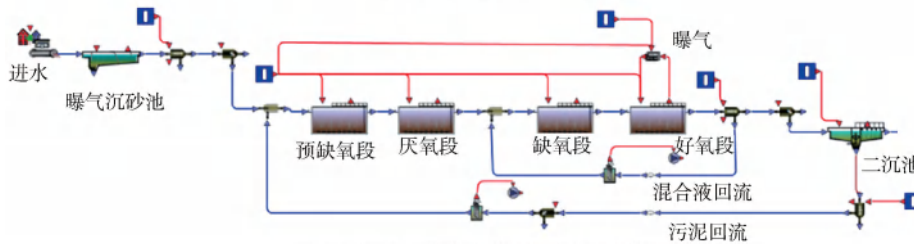
ASM2d 模型包括化学计量参数 11 个、转化系数 15 个、生化动力学参数 36 个以及温度校正因子 12 个。参考研究人员^[9-10]构建的 ASM2d 模型参数数据库表, 对上述参数进行预筛选, 重点筛选在过往建模研究中参数值发生变化的参数。此外, 由于本研究采用稳态 (steady-state) 模拟, 输入温度不发生变化, 因此 12 个温度校准因子未纳入分析。本研究选取化学计量参数 5 个、转化系数 1 个、生化动力学参数 33 个, 总计 39 个参数 (表 1)。

2.2 参数取值组合构建

如表 1 所示, 对于筛选出的 39 个参数, 设定参数抽样取值范围并进行随机抽样, 从而生成不同的参数取值组合。由于不同的参数研究深入程度不同^[10], 因此, 对于过往研究较多且变化较小的参数, 其取值范围设定为 ASM2d 模型默认值的 $\pm 20\%$, 而



(a) 建模对象污水处理厂工艺流程



(b) 在WEST软件中建立的处理工艺模型

图 1 污水处理厂工艺流程及建模

Fig. 1 Process Flow and Modeling for WWTP

表 1 选取进行敏感性分析的参数

Tab. 1 Parameters Selected for Sensitivity Analysis

参数名	单位	符号	默认值	取值范围
异养菌利用乙酸生长的半饱和系数	g/m^3	K_A	4.00	$\pm 20\%$
异养菌利用可发酵有机物生长的半饱和系数	g/m^3	K_F	4.00	$\pm 20\%$
聚磷酸盐存储的抑制系数	g/g	K_{IPP}	0.02	$\pm 20\%$
聚磷酸盐/聚磷菌最大比例系数	g/g	K_{MAX}	0.34	$\pm 20\%$
异养菌利用氨氮作为营养物的半饱和系数	g/m^3	K_{NH_4}	0.005	$\pm 20\%$
自养菌利用氨氮生长半饱和系数	g/m^3	K_{NH_4-AUT}	1.00	$\pm 50\%$
硝酸盐作为反硝化反应电子受体的半饱和系数	g/m^3	K_{NO_3}	0.50	$\pm 20\%$
氧气作为电子受体的半饱和系数	g/m^3	K_{O_2}	0.20	$\pm 20\%$
自养菌利用氧气作为电子受体的半饱和系数	g/m^3	K_{O_2-AUT}	0.50	$\pm 20\%$
聚磷菌利用胞内贮藏物生长的半饱和系数	g/g	K_{PHA}	0.01	$\pm 20\%$
聚磷酸盐半饱和系数	g/m^3	K_{PP}	0.01	$\pm 20\%$
聚磷酸盐存储磷的半饱和系数	g/m^3	K_{PS}	0.20	$\pm 20\%$
颗粒性有机物水解反应的半饱和系数	g/g	K_X	0.10	$\pm 20\%$
可发酵有机物发酵反应的半饱和系数	g/m^3	K_{fe}	4.00	$\pm 20\%$
胞内贮藏物(PHA)存储速率常数	d^{-1}	q_{PHA}	3.00	$\pm 20\%$
聚磷酸盐存储速率常数	d^{-1}	q_{PP}	2.25	$\pm 50\%$
发酵最大速率常数	d^{-1}	q_{fe}	3.00	$\pm 20\%$

(续表1)

参数名	单位	符号	默认值	取值范围
自养菌产率系数	g COD/(g N)	Y_{AUT}	0.24	±20%
异养菌产率系数	g COD/(g COD)	Y_H	0.625	±20%
聚磷菌产率系数	g COD/(g COD)	Y_{PAO}	0.625	±20%
聚磷酸盐存储所需 PHA 化学计量系数	g COD/(g P)	Y_{PHA}	0.20	±20%
PHA 存储时磷的释放化学计量系数	g P/(g COD)	Y_{PO_4}	0.40	±20%
自养菌死亡速率	d^{-1}	b_{AUT}	0.15	±20%
异养菌死亡速率	d^{-1}	b_H	0.40	±20%
聚磷菌死亡速率	d^{-1}	b_{PAO}	0.20	±50%
PHA 水解速率	d^{-1}	b_{PHA}	0.20	±50%
聚磷酸盐水解速率	d^{-1}	b_{PP}	0.20	±50%
细菌凋亡产物中不可降解颗粒性有机物质量分数	—	f_{XI}	0.10	±20%
颗粒性有机物水解速率	d^{-1}	k_h	3.00	±20%
自养菌最大生长速率	d^{-1}	μ_{AUT}	1.00	±20%
异养菌最大生长速率	d^{-1}	μ_H	6.00	±20%
聚磷菌最大生长速率	d^{-1}	μ_{PAO}	1.00	±20%
缺氧状态下自养菌死亡速率衰减系数	—	$\eta_{NO_3-AUT-d}$	0.33	±20%
缺氧条件下异养菌生长速率衰减系数	—	η_{NO_3-Het}	0.80	±20%
缺氧条件下异养菌水死亡速率衰减系数	—	$\eta_{NO_3-Het-d}$	0.60	±20%
缺氧条件下异养菌水解颗粒性有机物速率衰减系数	—	η_{NO_3-Hyd}	0.50	±50%
缺氧条件下聚磷菌活性衰减系数	—	η_{NO_3-PAO}	0.60	±20%
缺氧条件下聚磷菌死亡速率衰减系数	—	η_{NO_3-P-d}	0.60	±20%
厌氧条件下颗粒性有机物水解速率衰减系数	—	η_{fe}	0.01	±50%

对于参考文献中指明变化较大或研究不足的参数,其取值范围扩大至模型默认值的±50%。

研究通过拉丁超立方抽样(LHS)法实现在参数取值范围上的随机抽样。这是一种分层随机抽样方法,旨在用较少样本高效覆盖参数的取值空间。该方法首先将每个参数的取值范围等概率地划分为若干个互不重叠的区间,随后在每个区间内为每个参数随机抽取一个值。最后将这些值在所有参数维度上进行随机组合,以生成一组参数样本。这种抽样方法保证了每个参数在其取值范围内的任一子区间都只被采样一次,从而在样本量固定时能比简单随机抽样更均匀地覆盖整个参数空间^[11]。本研究通过LHS法分别随机生成了78、117、156、195组和210组不同的参数取值组合,分别对应2倍、3倍、4

倍、5倍和5.5倍所选参数个数(39个),用以比较模拟次数对参数敏感性分析结果的影响。

2.3 执行模拟

对于生成的每一个参数取值组合,研究采用建模对象污水处理厂一年的有效数据均值(表2)作为模拟的输入数据进行180.5 d的稳态模拟。研究主要模拟指标包括二沉池出水COD、氨氮、总氮、总磷及好氧区末端(即脱气区)污泥浓度5项。前期测试表明,经过约150 d的稳态模拟后,各输出结果基本能保持稳定。因此,模拟终值间差异主要来源于各组参数取值间的不同。

3 数据处理

完成所有参数取值组合的模拟后,首先进行数据标准化,对参数组合的自变量矩阵 X [式(1)]中

表 2 模拟采用的输入数据
Tab. 2 Input Data Applied for Simulation

数据指标	平均值
进水量/(m ³ ·d ⁻¹)	87.4 万
化学需氧量(COD)/(mg·L ⁻¹)	244.8
五日生化需氧量(BOD ₅)/(mg·L ⁻¹)	125.0
总悬浮固体/(mg·L ⁻¹)	124.1
总氮/(mg·L ⁻¹)	31.5
总磷/(mg·L ⁻¹)	3.2
内回流比	185%
外回流比	42%
排泥量/(m ³ ·d ⁻¹)	12 235
温度/℃	25.7

的每一个参数取值抽样集合 (X_i) 和所有模拟终值结果构成的因变量向量 Y [式(2)] 分别进行零均值标准化(z-score normalization) [式(3)、式(4)], 使每个变量均值为 0、标准差为 1, 消除不同参数值间量级的影响。标准化后的参数组合记为 X_z , 模拟终值结果记为 Y_z 。在 Matlab 软件中, 应用回归拟合函数 regress 通过最小二乘法原理对标准化后的数据进行多元线性回归拟合 [式(5)]。拟合得到的各参数对应的标准化回归系数 (SRC) 可用于指示各参数对于模拟结果的影响程度。SRC 绝对值大于 0.2 表示参数对于模拟结果影响程度较强; SRC 绝对值为 0.1~0.2 表示影响程度中等; SRC 绝对值小于 0.1 表示模拟结果受该参数值变化的影响较弱。SRC 值的正负也有指示作用, 当参数的 SRC 值为正时, 模拟结果随该参数取值的增大而增大, 反之则减小^[12]。

$$X = \begin{pmatrix} X_{1,1} & \dots & X_{i,1} & \dots & X_{n,1} \\ X_{1,j} & \dots & X_{i,j} & \dots & X_{n,j} \\ X_{1,N} & \dots & X_{i,N} & \dots & X_{n,N} \end{pmatrix} \quad (1)$$

$$Y = \begin{pmatrix} Y_1 \\ Y_j \\ Y_N \end{pmatrix} \quad (2)$$

$$X_{z,i} = \frac{X_i - \mu_{X_i}}{\sigma_{X_i}} \quad (3)$$

$$Y_{z,j} = \frac{Y_j - \mu_Y}{\sigma_Y} \quad (4)$$

其中: X 、 Y ——参数组合矩阵和所有模拟终值结果构成的向量;

$X_{i,j}$ 、 Y_j ——第 i 个参数在第 j 次模拟的抽样取值、第 j 次模拟结果;

n ——参数数量;

N ——模拟次数;

X_i ——第 i 个参数取值抽样集合;

μ_{X_i} 、 μ_Y ——第 i 个参数取值抽样集合均值、所有模拟结果均值;

σ_{X_i} 、 σ_Y ——第 i 个参数取值抽样集合的标准差、所有模拟结果的标准差;

$X_{z,i}$ 、 $Y_{z,j}$ ——零均值标准化后的第 i 个参数取值抽样集合、第 j 次模拟结果。

$$\begin{pmatrix} Y_{z,1} \\ \vdots \\ Y_{z,j} \\ \vdots \\ Y_{z,N} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} X_{z,1,1} & \dots & X_{z,i,1} & \dots & X_{z,n,1} \\ X_{z,1,j} & \dots & X_{z,i,j} & \dots & X_{z,n,j} \\ X_{z,1,N} & \dots & X_{z,i,N} & \dots & X_{z,n,N} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} SRC_{RC1} \\ \vdots \\ SRC_{RCi} \\ \vdots \\ SRC_{RCn} \end{pmatrix} + b \quad (5)$$

其中: $X_{z,i,j}$ ——第 i 个参数在第 j 次模拟的抽样取值的零均值标准化后值;

SRC_{RCi} ——第 i 个参数对应的标准化回归系数;

b ——常数项。

4 结果分析与讨论

4.1 模拟次数对结果的影响

研究从 2 个维度分析模拟次数的选择对参数敏感性分析结果的影响。第一个维度是识别到的对模拟结果影响程度较强和中等参数 (即 SRC 绝对值大于等于 0.1 的参数) 的总数。如表 3 所示, 对二沉池出水 COD、总氮、总磷模拟结果影响较强和中等的参数随模拟次数的上升呈下降的趋势, 当模拟组数升至 156 组及以上时, 参数个数趋于稳定。对二沉

表 3 模拟结果影响较强和中等的参数数量与模拟次数变化关系

模拟指标	78 组	117 组	156 组	195 组	210 组
出水 COD	6	2	3	3	3
出水氨氮	8	6	7	7	7
出水总氮	19	16	15	16	15
出水总磷	19	13	11	10	11
好氧区末端污泥浓度	7	7	8	8	8

池出水氨氮和好氧区末端污泥浓度模拟结果影响较强和中等的参数个数变化较小。

第二个分析维度是识别到的对模拟结果影响参数排序的一致性。以总磷(表4)和好氧区末端污泥浓度结果(表5)为例,随着模拟次数的上升识别到的排名前10的参数趋于稳定,不同影响等级参数边界逐渐清晰。当模拟次数上升至156组及以上时,对出水总磷模拟结果影响较强的参数稳定在固定的5个参数,其余为影响程度中等或较弱的参数。排

名前5的参数中,前2位始终固定,后3位排名略有交换。对好氧区末端污泥浓度模拟结果有较强影响及中等影响的参数随模拟次数增加分别固定为3个和5个。

上述结果表明,增加模拟次数可优化敏感性分析的稳定性,对于应用于该污水处理厂的ASM2d模型来说,采用195次蒙特卡洛模拟(即5倍参数数量)进行参数敏感性分析可在保证结果可靠性的同时提升分析计算的效率。

表4 不同模拟次数条件下对总磷模拟结果影响排名前10的参数

Tab. 4 Top Ten Parameters with the Strongest Influence on Total Phosphorus Simulation Results under Different Simulation Run Conditions

参数排名	78组		117组		156组		195组		210组	
	参数编号	SRC绝对值	参数编号	SRC绝对值	参数编号	SRC绝对值	参数编号	SRC绝对值	参数编号	SRC绝对值
1	39	0.42	39	0.42	39	0.38	39	0.43	39	0.40
2	19	0.34	19	0.35	15	0.36	15	0.37	15	0.38
3	27	0.31	15	0.32	19	0.34	27	0.35	25	0.36
4	15	0.30	25	0.32	25	0.32	25	0.33	19	0.33
5	25	0.27	27	0.29	27	0.32	19	0.33	27	0.29
6	36	0.26	36	0.19	4	0.19	36	0.19	36	0.18
7	32	0.19	16	0.17	36	0.19	4	0.16	16	0.15
8	38	0.18	4	0.13	16	0.16	16	0.14	29	0.14
9	7	0.18	23	0.12	23	0.15	23	0.14	4	0.13
10	14	0.16	8	0.11	24	0.13	29	0.11	20	0.12

表5 不同模拟次数条件下对好氧区末端污泥浓度模拟结果影响排名前10的参数

Tab. 5 Top Ten Parameters with the Strongest Influence on Sludge Concentration at the End of the Aerobic Zone Results under Different Simulation Run Conditions

参数排名	78组		117组		156组		195组		210组	
	参数编号	SRC绝对值	参数编号	SRC绝对值	参数编号	SRC绝对值	参数编号	SRC绝对值	参数编号	SRC绝对值
1	19	0.83	19	0.83	19	0.81	19	0.83	19	0.82
2	25	0.28	25	0.30	25	0.29	25	0.30	25	0.31
3	28	0.22	28	0.22	28	0.21	28	0.21	28	0.21
4	39	0.21	39	0.19	39	0.18	39	0.19	39	0.19
5	27	0.17	27	0.15	27	0.16	27	0.16	20	0.16
6	20	0.15	20	0.14	20	0.14	20	0.15	27	0.15
7	24	0.13	15	0.10	15	0.11	15	0.12	15	0.12
8	15	0.09	24	0.08	24	0.10	24	0.11	24	0.12
9	21	0.08	36	0.08	36	0.08	36	0.08	36	0.08
10	23	0.06	16	0.06	4	0.07	4	0.06	29	0.06

4.2 参数敏感性分析

如图 2 所示,蒙特卡洛参数敏感性分析结果表明各出水模拟指标的关键影响参数呈现显著差异,反映出生物脱氮除磷系统中不同生化过程的主导作

用。对于 COD 去除模拟,异养菌产率系数 (Y_H , $SRC=0.92$) 具有绝对主导影响,表明模型中异养菌的生长与代谢是控制 COD 去除效率的核心过程。氨氮去除的模拟结果则主要依赖于自养菌利用氨氮

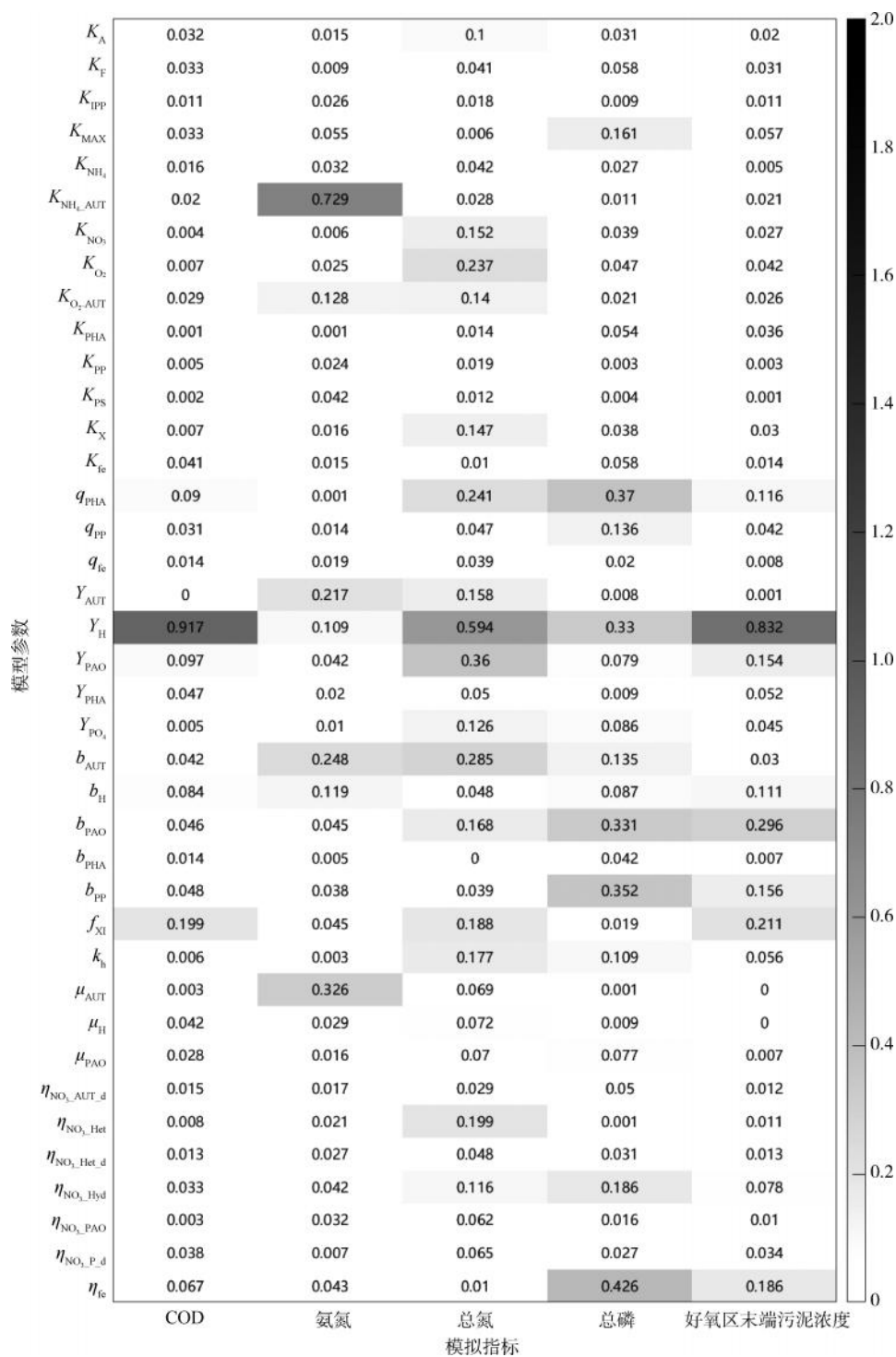


图 2 参数敏感性分析结果热力图

Fig. 2 Results of Heatmap of Parameter Sensitivity Analysis

生长半饱和系数($K_{\text{NH}_4\text{-AUT}}$, SRC=0.73)和自养菌最大生长速率(μ_{AUT} , SRC=0.33)。总氮去除模拟表现出多过程耦合特征,受到异养菌产率系数(Y_{H} , SRC=0.594)、PHA 存储速率(q_{PHA} , SRC=0.241)、氧气作为电子受体的半饱和系数(K_{O_2} , SRC=0.237)及缺氧条件下异养菌生长速率衰减系数($\eta_{\text{NO}_3\text{-Het}}$, SRC=0.199)等多个参数的共同影响。总磷去除主要与聚磷菌的生物动力学反应相关,主要涉及参数包括厌氧条件下颗粒性有机物水解速率衰减系数(η_{ic} , SRC=0.426)、聚磷酸盐水解速率(b_{pp} , SRC=0.352)和聚磷菌死亡速率(b_{PAO} , SRC=0.331)密切相关。好氧区污泥浓度再次由异养菌产率系数(Y_{H} , SRC=0.832)主导,印证了异养菌增殖对系统污泥量的决定性作用。

综上,异养菌产率系数、自养菌氨氮半饱和系数、厌氧条件下颗粒性有机物水解速率衰减系数、聚磷菌死亡速率及 PHA 存储速率是影响该 ASM2d 模型输出最为敏感的参数,应在模型校准与工艺调控中予以优先关注。该污水处理厂模型率定验证最终结果显示,除聚磷菌死亡速率未发生改动外,上述其余 4 个参数的率定值较默认值改动幅度超过 10%^[8]。此外,在 20 个率定值较默认值发生改动的 ASM2d 参数中,对至少一个模拟指标影响程度中等和较强的参数占比超过 90%。上述结果表明,本方法对于模型的率定验证具有较强的指示作用。

4.3 计算效率分析

研究所采用的计算平台实现单次模拟时长平均约为 20 min,理论上完成 195 组模拟约需要 2.7 d,但通过中央处理器(CPU)多核同步运算模式,可将完成全部模拟的时长压缩至约 0.6 d。尽管在模拟次数上蒙特卡洛模拟法相对于一次一变量法(按 39 个参数,每个参数取默认值及其 $\pm 20\%$,共需 117 次模拟)所需模拟次数更多,但从模拟时长角度看,相差并不大(约为 4 h),且蒙特卡洛模拟法可提供的参数信息相较于后者更多。

5 总结与展望

本研究采用蒙特卡洛模拟与(H)相结合的方法,对 ASM2d 模型进行了系统的参数敏感性分析。通过构建不同规模的参数样本集(78~210 组),评估了模拟次数对敏感性结果稳定性的影响,发现当模拟次数达到 156 组以上时,识别出的敏感参数数

量及排序趋于一致,其中 195 次模拟可在保证结果可靠性的同时兼顾计算效率。分析结果表明,各出水指标的关键影响参数呈现显著差异,其中,COD 和污泥浓度主要受异养菌产率系数控制,氨氮去除关键参数为自养菌最大生长速率和氨氮半饱和系数,总磷去除则颗粒性有机物水解速率衰减系数等参数密切相关。识别结果与最终率定校准结果可相互印证,为后续模型校准与工艺优化提供了明确的目标。

尽管本研究为 ASM2d 模型的参数敏感性分析提供了一套可行的蒙特卡洛模拟框架,但仍存在若干可进一步探索的方向。首先,本研究基于稳态模拟开展,而实际污水处理过程具有动态特征,未来可拓展至动态条件下参数敏感性的时序变化分析。此外,本研究对象为单一 AAO 工艺污水厂,不同工艺配置或进水水质特征可能影响参数敏感性的排序,因此有必要在不同工艺场景下进行验证与比较。最后,随着机器学习方法的发展,可探索将深度学习模型与蒙特卡洛模拟结合,以进一步提升大规模参数敏感性分析的效率与精度,推动活性污泥模型在智慧水务中的深入应用。

参考文献

- [1] Henze M, Gujer W, Mino T, et al. Activated sludge models ASM1, ASM2, ASM2d and ASM3[J]. Water Intelligence Online, 2006, 5: 9781780402369. DOI: 10.2166/9781780402369.
- [2] Henze M, van Loosdrecht M C M, Ekama G A, et al. Biological wastewater treatment: Principles, modelling and design [M]. London: IWA Publishing, 2008.
- [3] 丁晓倩, 赵剑强, 胡博. 两种 A²/O 工艺的活性污泥 2D 模型动力学参数灵敏度分析[J]. 环境污染与防治, 2018, 40(12): 1347-1351, 1358.
Ding X Q, Zhao J Q, Hu B. Sensitivity analysis of kinetic parameters of Activated Sludge Model No. 2D in two kinds of A²/O processes[J]. Environmental Pollution & Control, 2018, 40(12): 1347-1351, 1358.
- [4] 邓仁健, 宋雨佳, 任伯帆, 等. 基于灵敏度分析的 ASM2d 数学模型参数集校核方法[J]. 中国给水排水, 2022, 38(11): 83-90.
Deng R J, Song Y J, Ren B Z, et al. Check method of ASM2d mathematical model parameter set based on sensitivity analysis [J]. China Water & Wastewater, 2022, 38(11): 83-90.
- [5] Saltelli A, Ratto M, Tarantola S, et al. Sensitivity analysis for chemical models [J]. Chemical Reviews, 2005, 105(7): 2811-2828.

- [6] Yu H R, Wang Y, Li T, et al. Calibrating activated sludge models through hyperparameter optimization: A new framework for wastewater treatment plant simulation[J]. *npj Clean Water*, 2025, 8: 80. DOI: 10.1038/s41545-025-00513-y.
- [7] 翟海涛, 罗淑葱, 李慧赞, 等. 蒙特卡洛算法在水动力水质模型(DYRESM-CAEDYM)参数优选中的应用[J]. *生态科学*, 2014, 33(1): 38-45.
Zhai H T, Luo L C, Li H B, et al. Application of Monte-Carlo Method in parameter optimization of hydrodynamice-water quality model (DYRESM-CAEDYM) [J]. *Ecological Science*, 2014, 33(1): 38-45.
- [8] 祝嘉禄, 白海梅, 夏四清. 合流制大型污水处理厂全流程工艺建模模拟实践[J]. *净水技术*, 2024, 43(s1): 184-191.
Zhu J L, Bai H M, Xia S Q. Modeling and simulation practice of the full-scale treatment process for a large-scale combined system WWTP [J]. *Water Purification Technology*, 2024, 43 (s1): 184-191.
- [9] Hauduc H, Rieger L, Ohtsuki T, et al. Activated sludge modelling: Development and potential use of a practical applications database[J]. *Water Science and Technology*, 2011, 63(10): 2164-2182.
- [10] 陈宁, 王晓东, 吴宇行. 活性污泥模型变量与参数的律定及改进应用研究[J]. *给水排水*, 2022, 48(s2): 230-240.
Chen N, Wang X D, Wu Y X. Study on the law determination and improved application of activated sludge model variables and parameters [J]. *Water & Wastewater Engineering*, 2022, 48 (s2): 230-240.
- [11] Iordanis I, Koukouvinos C, Silou I. On the efficacy of conditioned and progressive Latin hypercube sampling in supervised machine learning [J]. *Applied Numerical Mathematics*, 2025, 208: 256-270. DOI: 10.1016/j.apnum.2023.12.016.
- [12] Zhu J. Detailed modelling of the treatment performance of the future full-scale biofiltration lane of the Seine Aval wastewatertreatment plant [D]. Compiègne: Université de Technologie de Compiègne, 2020.

(上接第 113 页)

- [40] T/CI 470—2024 工业企业智慧水务管理系统建设技术导则[S].
T/CI 470—2024 Technical guidelines for construction of industrial enterprises intelligent water management system[S].
- [41] A II /017—2023/017—2023 城镇智慧供水数据治理 元数据标准[S].
A II /017—2023 Metadata specification for water big data [S].
- [42] T/CSUS 69—2024 智慧水务技术标准[S].
T/CSUS 69—2024 Technical standard for smart water[S].
- [43] 彭骞. 基于 SaaS 的 GIS 服务平台在智慧水务中的应用 [J]. *计算机科学与应用*, 2024, 14(5): 108-114.
Peng Q. Application of SaaS-based GIS service platform in smart water management [J]. *Computer Science and Applications*, 2024, 14(5): 108-114.
- [44] Lin J Y, Bryan B A, Zhou X D, et al. Making China's water data accessible, usable and shareable[J]. *Nature Water*, 2023, 1(4): 328-335.