



MBR 中膜污染的人工神经网络预测研究进展

张浩良,刘 聪,洪乾坤,王侃鸣,王红宇

(浙江工业大学环境学院,浙江杭州 310014)

[摘要] 膜生物反应器(MBR)作为一种新型废水处理技术在污水处理方面具有广阔的应用前景。但是,膜污染是制约 MBR 进一步发展的瓶颈性问题。近年来,随着数学算法及计算机技术的发展,将人工神经网络(ANN)等机器学习算法应用于 MBR 的膜污染预测成为研究的热点。总结了膜污染的影响因素,探讨了基于经典数学模型膜污染预测的优缺点,综述了近年来国内外学者运用简单 ANN、优化算法 ANN 和深度学习 ANN 对 MBR 膜污染预测的研究,提出优化算法 ANN 与深度学习 ANN 在面对复杂环境下更具优势。此外,还探讨了当前运用 ANN 机器学习算法进行膜污染预测存在的缺陷,指出 ANN 模型在中试和工业化规模的 MBR 膜污染预测中应用较少,并对其未来的发展进行了展望。

[关键词] 膜生物反应器;膜污染;传统数学模型;人工神经网络;机器学习

[中图分类号] X703 **[文献标识码]** A **[文章编号]** 1005-829X(2022)07-0015-09

Research progress of artificial neural network for membrane fouling prediction in MBR

ZHANG Haoliang, LIU Cong, HONG Qiankun, WANG Kanming, WANG Hongyu
(College of Environment, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310014, China)

Abstract: As a new type of wastewater treatment technology, membrane bioreactors (MBR) have a broad application prospect for wastewater treatment. However, membrane fouling has becoming the bottleneck problem for wide MBR application. With the development of mathematical algorithms and computer technology in recent years, application of artificial neural network (ANN) as a machine learning algorithm for membrane fouling prediction has become the research hotspot. The factors influencing membrane fouling were summarized, the advantages and disadvantages of membrane fouling prediction based on classical mathematical models were discussed. And the recent studies on MBR membrane fouling prediction using simple ANN, optimization algorithm ANN and deep learning ANN were reviewed. It was proposed that optimization algorithm ANN and deep learning ANN had more advantages under the complex environment. In addition, the drawbacks of the current ANN machine learning algorithm for membrane fouling prediction were discussed. It was pointed out that this model had been limited used in pilot and industrial scale MBR, and the future directions of ANN models for membrane fouling prediction were put forward.

Key words: membrane bioreactors; membrane fouling; classical mathematical models; artificial neural network; machine learning

膜生物反应器(Membrane bioreactor, MBR)是一种将活性污泥法与膜分离技术相结合的废水处理技术,具有出水水质好、负荷高和占地面积小等优点^[1-2]。目前,大型(10 000 m³/d)和超大型(100 000 m³/d)MBR 污水处理厂在包括中国、美国和欧洲等世界各地相继建成并投入使用。据预测,中国的大型 MBR 污水处理厂

将超过 300 座,总污水处理规模可达 1 500 万 t/d^[2]。但是,膜污染会导致跨膜压差(Transmembrane pressure, TMP)的上升和膜通量的下降,增加 MBR 的运行成本,成为限制 MBR 广泛应用的瓶颈性问题^[3]。

机器学习(Machine learning, ML)是一种基于以往经验或数据进行分类与回归的技术,不仅被运用

于农业、气候、安全、教育、医学等行业^[4],也被广泛运用于污水处理领域。人工神经网络(Artificial neural network, ANN)作为一种机器学习模型,不仅具有参数少、预测性能好、泛化能力强等优点^[5],而且具有极强的非线性映射能力、学习能力和黑箱建模能力。因此,应用ANN模型进行膜污染预测无需考虑复杂的膜污染中间过程,只需考虑与膜污染相关的指标即可。石宝强等^[6]早在2006年就综述了ANN在MBR膜污染预测中的应用研究,但是随着对MBR膜污染机理的深入研究和ANN模型理论与技术的发展,亟需新的综述对近年来的研究进行总

结。而F. SCHMITT等^[7-8]虽然综述了人工智能用于预测膜污染的研究,但是欠缺对传统数学模型与神经网络模型差异的深入分析。基于此,笔者简述了影响膜污染的因素,对比了传统数学模型与人工神经网络模型的差异与优劣,总结了近年来ANN模型在膜污染预测中的应用及优缺点,并对其未来的发展进行了展望。

1 膜污染的影响因素

膜材料、反应器操作条件和污泥混合液特性是与膜污染密切相关的主要因素^[9],其涉及到的具体参数见图1。



图1 影响膜污染的参数

Fig. 1 Parameters affecting membrane fouling

由图1可知,膜污染的影响因素众多且相互影响,因此很难厘清各自的具体作用。例如,进水水质、污泥停留时间(Sludge retention time, SRT)和水力停留时间(Hydraulic retention time, HRT)等操作条件的改变不仅会直接影响膜污染,而且会导致污泥混合液特性发生变化,进而改变膜污染速率^[10]。

早期研究人员建立了关于操作条件、膜通量、过滤滤阻等参数的数学模型^[11-15]。此后,有研究建立了表达污泥混合液特性[例如混合液悬浮固体浓度(Mixed liquid suspend solids, MLSS)、颗粒粒径(Particle size distribution, PSD)、溶解性微生物产物(Soluble microbial products, SMP)等]与膜污染关系的数学模型^[16-18]。但是,这些传统的数学模型一般为指数式经验模型,往往需要通过诸多假设来简化计算,且各参数物理意义不明确,存在预测精度低和通用性差等问题^[6-7]。因此,开发能够更加精准预测

膜污染的模型对膜污染控制及其机理研究有重要意义。

膜污染模型的构建需要选择合适的影响因子作为输入变量,并寻找变量与膜污染之间的关系。因此,厘清各膜污染因素之间的相互作用及其对膜污染的影响是构建膜污染预测模型的前提条件。

1.1 膜材料性质

膜材料的性质包括膜的材质、亲疏水性和粗糙程度等^[19],这些性质均会对污染物在膜表面的迁移转化产生显著影响,进而影响膜污染。例如,Y. JEONG等^[20]比较了 Al_2O_3 陶瓷膜与聚偏氟乙烯(Polyvinylidene fluoride, PVDF)膜污染状况,结果发现陶瓷膜具有更低的膜污染速率。膜的亲疏水性也与膜污染密切相关,大量研究通过表面改性和共混改性法提高了膜表面的亲水性能,从而减缓了膜污染^[21]。此外,膜表面粗糙程度也与膜污染有关,例如有学者发现粗糙的膜表面

有利于胶体颗粒在膜上的积聚,引发膜孔堵塞,从而导致严重的膜污染^[19]。

1.2 操作参数

不同的MBR系统操作条件也会影响膜污染,主要包括进水水质、运行温度、SRT、HRT、错流流速和曝气强度等。SRT与HRT是影响MBR处理效能、污泥混合液特性和膜污染的重要因素。一般认为SRT的增加会降低污泥活性和絮体大小,此外较长的SRT促进了内源性衰变和细胞裂解,导致SMP的增加^[22]。例如,在厌氧MBR的研究中,Zhi HUANG等^[23]比较了不同SRT(30 d、60 d、∞)对膜污染的影响,结果表明在较长的SRT下厌氧MBR中会积累较多的蛋白质与多糖,MLSS增加,从而增加了膜污染速率。对于HRT而言,较短的HRT会导致有机负荷的增加,从而导致微生物分泌更多的胞外聚合物(Extracellular polymeric substances, EPS)和SMP,从而提升膜污染速率。例如,N. FALLAH等^[24]比较了不同HRT对膜污染的影响,结果表明随着HRT的降低,EPS和SMP显著增加,污泥混合液的黏度也显著增加,导致了较高的膜污染速率。此外,通过在膜表面增加错流流速和曝气强度等物理剪切方式,减少颗粒物在膜表面的沉积也是减缓膜污染的常见方法。Yingyu AN等^[25]在厌氧MBR中发现,一定范围

内增加含甲烷生物气曝气强度能够减缓膜污染,但是过高的曝气强度会破坏污泥絮体,导致污泥颗粒平均粒径降低,从而更易形成致密的膜污染层,同时膜污染速率也会提高。

1.3 污泥混合液特性

对膜污染存在影响的污泥混合液特性主要包括MLSS、EPS和SMP等。尽管MLSS并不是影响膜污染的主要因素,但是过高的MLSS(>15 g/L)会增加混合液的黏度,导致膜污染速率的提高,过低的MLSS(<6 g/L)则会降低SRT并增加食物微生物比率,同样导致较高的膜污染速率^[26]。EPS和SMP主要是由微生物生长代谢和衰败过程中所释放的蛋白质、多糖、核酸、脂类物质以及腐殖酸等有机物组成,其也被证明与膜污染密切相关,有研究表明EPS中多糖和蛋白质的含量与膜污染速率呈正相关关系^[27]。此外,SMP不仅可以吸附在膜表面,而且可以堵塞膜孔,从而降低膜面积并提高膜污染速率。

2 膜污染预测模型的相关研究

2.1 经典数学模型

在过去几十年里,研究人员相继构建了表达污泥混合液特性和运行条件等与膜污染关系的经验公式,并建立了经典数学模型,其部分代表性成果见表1。

表1 几种经典预测膜污染数学模型
Table 1 Several classical mathematical models for predicting membrane fouling

模型	公式	适用情况	文献来源
串联阻力模型	$R = R_m + R_p + R_c + R_g + R_{cp}$	根据实际选择阻力建模	[11]
Tansel通量预测模型	$t = \frac{\tau \ln [0.6 - (1 - \alpha)] / \alpha}{\ln(e)}$	通量下降至60%的时间	[12]
Chang通量模型	$J(x) = \frac{\lambda I J_{mi}}{e^{\lambda x} - e^{-\lambda x}} (e^{\lambda x} + e^{-\lambda x})$	描述通量分布情况	[13]
Hagen-Poiseuille公式	$\frac{dP(x,t)}{dx} = -\frac{8\mu}{r^2} u(x,t)$	描述黏性液体在水平圆管中的变化	[14]
Hermia通量模型	$\frac{d^2t}{dV^2} = K \left[\frac{dt}{dV} \right]^n$	根据n取值建立的通量模型	[15]
Zuthi半经验数学模型	$\frac{dr_p}{dt} = -\alpha_p c_{SMP}(t) J(t)$ $\rho_c \frac{dh_c}{dt} = J(1-k) C_c(t)$	结合MLSS的过滤模型	[16]
Takeshi Sato通量模型	$J = \frac{\Delta P}{R_m + 843 \Delta P C_{MLSS}^{0.926} C_{COD}^{1.37} \mu^{0.326}}$	以MLSS与溶解性COD来预测过滤滤阻	[17]
Meng膜污染模型	$R_t = 2.25 \exp(MLSS \times 9 \times 10^{-5}) + 0.111 EPS - 1.99 \times 10^{-2} PSD - 3.2$	基于污泥混合液特性的膜污染预测模型	[18]

经典串联阻力模型是一种使用达西定律来描述不同膜污染层的过滤滤阻模型,数十年来被广泛用于膜通量的预测^[11]。基于该模型,B. TANSEL等^[12]

构建了通量模型,在死端过滤与错流过滤初期成功地预测了通量下降到60%所需的时间。S. CHANG等^[13]结合达西定律与Hagen-Poiseuille公式^[14]构建

了膜纤维半径与膜通量关系的模型,描述了中空纤维膜中的膜污染情况。J. HERMIA 等^[15]基于膜通量下降的孔隙阻塞机制,根据膜孔堵塞情况选取不同 n 值($n=0, 1, 1.5, 2$),建立了通量预测模型以解释膜通量与膜污染间的关系。

研究人员还构建了污泥混合液特性与膜污染间的数学模型。例如 M. F. R. ZUTHI 等^[16]以滤饼层模型与阻塞模型为基础,构建了 SMP 与膜污染间的半经验数学模型,对 TMP 的变化进行了精准的预测。T. SATO 等^[17]建立了 MLSS、COD 与过滤滤阻之间的关系公式,其预测误差为 $\pm 24\%$ 。此外,Fangang MENG 等^[18]基于 MLSS、PSD 和 EPS,构建了膜污染预测模型,用以阐明污泥混合液特性与膜污染的关系。

尽管经典数学模型在膜污染预测方面取得了一定的成果,但是膜污染是一个受进水特性、微生物活动、过滤模式等多因素影响的复杂动态过程,这些经典数学模型往往为了简化仅考虑部分影响因素或在建立模型过程中设置诸多假设,例如,基于串联阻力定律的预测模型虽然有广泛的应用,但并没有考虑生物膜的生长和不可逆污染物的形成等作用对膜污染的影响^[28],因而在实际应用中不可避免会存在一定的误差。

2.2 机器学习常见算法

机器学习能从大量历史数据中挖掘其隐藏的规律,并做出分类或回归预测。机器学习常见算法及优缺点见表 2^[29-33]。

表 2 机器学习常见算法及优缺点

Table 2 Typical machine learning algorithms and their advantages and disadvantages

类别	特征	应用	优点	缺点
随机森林	以决策树为基学习器的集成学习算法	分类与回归	本身精度优于单个算法; 可以处理离散型和连续值; 测试数据集速度较快	多个决策树时,训练所需时间和空间较大; 噪音较大的样本容易过拟合; 忽略了数据之间的相关性
邻近算法	靠有限的邻近的样本学习	分类与回归	训练速度快; 对数据没有假设,准确度高	计算量过大; 可理解性差; 对训练数据的依赖性较大
支持向量机(SVM)	利用二次规划求解支持向量	分类与回归	使用核函数可以解决非线性问题; 分类效果较好	对大规模训练样本难以实施; 解决多分类问题存在困难; 对缺失数据敏感,对参数和核函数选择敏感
神经网络	用于处理难以解释内部规律的问题	分类与回归	具有很强的泛化能力; 高速寻找最优解的能力; 具有自学习功能	无法解释其推理过程及依据; 学习参数、权值较多; 学习时间较长
线性回归	用直线较为精确地描述数据之间的关系	回归	对数据关系简单、量小效果较好; 是许多非线性回归模型的基础; 易于理解,有利于决策分析	对非线性或关系复杂数据难以建模

由表 2 可知,机器学习能够弥补传统的数学模型预测精度低、实际应用效果差等缺点^[29-33]。目前机器学习已被运用到 MBR 膜污染的研究中,不少学者使用随机森林、SVM 和多元回归等来建立与膜污染相关的预测模型。随机森林是一种以决策树为基学习器的集成算法,李威威等^[31]采用随机森林算法预测膜通量,通过模型计算得到的预测值与真实值的平均误差仅 3.98%。SVM 具有的核函数可以解决非线性问题,梁楷^[32]基于 SVM 建立的膜污染预测模型有效地预测了膜通量,平均误差仅为 2.63%。多元回归能选取自变量的最优组合共同预测因变量,Zhan WANG 等^[33]通过多元回归建立了化学清洗模型,通过模型预测通量恢复率,对减缓膜污染起到了指导性作用。尽管以上机器学习算法能够在膜污染

预测方面获得较高的预测精度,但是仍然存在一定的局限性,例如,虽然随机森林对数据集的适应能力很强并具有较快的运算速度,但其往往忽略数据集之间的相关性,导致预测精度下降。

鉴于膜污染过程的复杂性和非线性,简单的机器学习只能粗略表示变量之间的关系,无法取得较高的预测精度。近年来,由于 ANN 能够通过学习非线性的复杂关系来构建数学模型,并且具有较强的泛化能力,对未知数据具有较好的预测效果,因此,部分学者逐渐将其应用于膜污染的预测。对 Web of Science 上 2006 年至 2020 年运用 ANN 算法研究膜污染的文献数量进行统计,结果见图 2。

由图 2 可知,从 2016 年开始,关于 ANN 在膜污染方面研究的文献数量迅速增加,可见 ANN 已经成

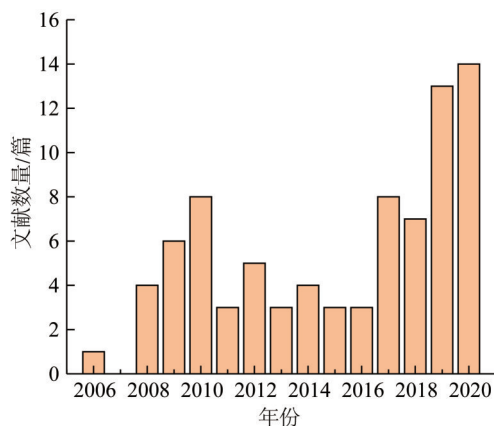


图2 2006—2020年 Web of Science上 ANN-膜污染文献数量

Fig. 2 Numbers of ANN-membrane fouling papers on Web of Science (2006—2020)

为研究膜污染预测及控制的重要工具。

2.3 人工神经网络算法

ANN是一种模仿动物神经网络行为特征进行分布式并行信息处理的算法。其简单拓扑图见图3。

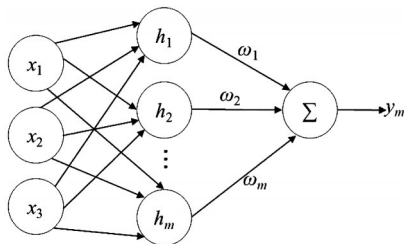


图3 ANN简单拓扑图

Fig. 3 ANN simple topology diagram

如图3所示,ANN信息处理功能的实现主要依靠神经节点的输入输出、神经元的阈值及连接权值大小的调整。ANN的预测性能可以通过均方根误差(Root mean square error, RMSE)、决定系数 R^2 、相对误差Error等参数来评估,其计算分别见公式(1)~(3)。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_t^{(i)} - \hat{y}_t^{(i)})^2} \quad (1)$$

$$R^2 = \frac{1 - \sum_{i=1}^n (y_t^{(i)} - \hat{y}_t^{(i)})^2}{\sum_{i=1}^n (y_t^{(i)} - \bar{y}_t)^2} \quad (2)$$

$$\text{Error} = \left| \frac{y_t^{(i)} - \hat{y}_t^{(i)}}{y_t^{(i)}} \right| \times 100\% \quad (3)$$

公式(1)~(3)中, $y_t^{(i)}$ 、 $\hat{y}_t^{(i)}$ 分别表示第*i*个预测和输出值, $\bar{y}_t$ 表示所有*n*个数据所预测的平均值。

RMSE被用来衡量模型预测值与真实值的偏离程度,其值越接近于0则表示预测值越接近真实值,决定系数 R^2 越接近于1则表示模型的拟合效果越好。

人工神经网络在MBR的应用中具有诸多功能,其中一种功能是对MBR中水质进行预测。例如,Yuhang CAI等^[34]运用小波神经网络(Wavelet neural networks, WNN)对船舶废水COD与氨氮去除率进行模拟,其 R^2 分别为0.999与0.997,可为反应器的运行与调控提供良好的参考。此外,A. R. PENDASHTEH等^[35]成功构建了一种处理含油高盐废水的水质预测模型,采用该模型对水质进行预测,结果表明,废水中COD、总有机碳(Total organic carbon, TOC)和油脂的预测值与真实值较为接近, R^2 达到0.982。

ANN预测模型的另一个功能是预测膜污染并运用敏感性分析来识别影响膜污染的关键因素。例如A. R. ALKMIM等^[36]运用多层感知器神经网络(Multilayer perception neural networks, MLPNN)对膜透水性进行预测, R^2 可以达到0.964,且计算出混合液挥发性悬浮固体浓度(Mixed liquid volatile suspended solids, MLVSS)对膜透水性变化贡献最大。H. HAZRATI等^[37]利用反向传播神经网络(Back propagation neural networks, BPNN)模型对TMP进行预测,其 $R^2=0.999$,且发现MLSS、HRT和运行时间3个变量均对TMP具有较大的影响。

2.4 人工神经网络算法的分类及在膜污染中的应用

对图2所统计的运用ANN算法研究膜污染的文献进行分类并统计,结果见图4。

图4(a)根据不同用法将ANN算法划分为简单人工神经网络、结合优化算法的神经网络和深度学习神经网络(Deep learning neural networks, DLNN)3类。图4(b)展示了不同神经网络文献占比。由图4(b)可知,在统计的82篇文献中,82.93%的研究采用简单神经网络构建输入变量与目标参数的模型,另有13.41%的研究采用了结合优化算法的神经网络,而基于深度学习神经网络的研究所占比例较小,不到5%。

笔者汇总了2016—2020年在MBR中运用不同人工神经网络算法模拟膜污染的部分研究^[36-43],结果

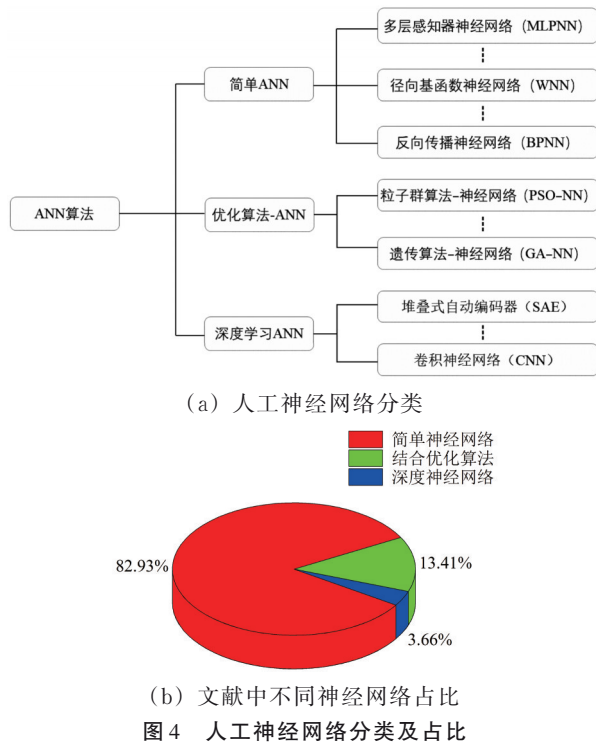


Fig. 4 Classification and percentage of artificial neural network

表3 2016—2020年ANNs在膜生物反应器膜污染模拟的应用

Table 3 Application of ANNs in membrane fouling simulation of membrane bioreactor (2016—2020)

模型	输入变量	输出变量	参考文献
MLPNN	COD、膜清洗时间、污泥滤过率、MLVS、pH、温度	膜透水率	[36]
MLPNN	HRT、时间、MLSS	TMP、COD	[37]
MLPNN	进水浊度、溶解氧、TMP	比滤饼阻力	[38]
MLPNN	pH、DO、COD、MLSS、TN、TP等	TMP	[39]
RBFNN	膜样本	界面相互作用	[40]
MLPNN	温度、临界通量、MLSS、TMP	滤饼层阻力	[41]
PSO-ANN	MLSS、温度、压力、总阻力、COD	膜通量	[42]
PSO-WNN	各种水质指标	膜透水率	[43]
SDBN			

在简单神经网络基础上结合优化算法,能够通过改善训练方式来最小/最大化损失函数,具有加快神经网络训练速度、快速寻找参数最优值以及提高模型预测精度等优点。应用于膜污染预测的常见优化算法包括遗传算法(Genetic algorithm, GA)和粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO)等。其中,GA是基于生物体进化规律模型化问题的求解过程,具有优越的优化性能,被广泛运用于机器学习和信号处理等领域^[44]。S. A. MIRBAGHERI等^[45]采用MLPNN预测TMP及膜透水率,并用GA算法对权值进行优化,结果证实优化后的模型具有更高的预测精度。PSO则是一种基于智能体的仿生优化算法,在求解全局最优解方面具有较大的优势,可以完成

见表3。

目前在MBR膜污染预测中常用的简单人工神经网络主要有MLPNN、BPNN和径向基函数神经网络(Radical basis function neural networks, RBFNN)等。这些简单神经网络均包括输入层、隐藏层、输出层,但是又各具特点。MLPNN的不同层之间采用全连接的方式传递结果;BPNN的输出结构采用前向传播方式,误差采用反向传播方式进行;RBFNN则采用径向基函数作为激活函数,它的输出是输入的径向基函数和神经元参数的线性组合。大量研究证明基于简单ANN的预测模型具有较高的预测精度,例如F. SCHMITT等^[39]在AO-MBR中利用MLPNN预测TMP,并构建进水水质(总氮、总磷、硝酸盐)与TMP的模型关系,其 R^2 为0.850。尽管简单人工神经网络在膜污染预测方面具有较高的精度,但是仍存在拟合时间长、参数众多且无法解决某些最优化问题等缺点。

神经网络连接权值的训练、结构设计和特征选择等。刘志峰等^[46]研究了一种PSO-BPNN,用粒子群算法代替传统的梯度下降算法,结果表明优化后的模型具有更高的预测准确度,平均误差从2.35%下降至0.83%。但是,结合优化算法模型的建立与参数优化过程需要耗费大量的时间,限制了其的广泛应用。

此外,简单ANN和结合优化算法的ANN的预测性能高度依赖于样本量,并且在训练过程中往往会陷入局部最优状态,从而导致模型的预测稳定性较差。近年来,DLNN由于能够有效弥补简单ANN和结合优化算法ANN的不足,并挖掘数据的深度信息而被广泛研究,其主要包括深度置信网络(Deep

belief network, DBN)、卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNN)、堆叠式自动编码器(Stacked auto-encoders, SAE)网络等。通常, DLNN是一种可以有效而灵活地表达高度变化的非线性的算法,具有强大的学习能力和非线性映射能力^[47]。Honggui HAN等^[43]开发了一种基于自组织深度置信网络(Self-organizing deep belief network, SDBN)的膜透水率的预测方法,这种方法可以通过调整模型结构及参数提高模型预测精度,与简单ANN相比,该模型具有更高的精度(RMSE为0.872)。在一些情况下,深度神经网络的预测效果可能比结合优化算法的ANN更佳。Shuai SHI等^[48]基于堆叠降噪自动编码器(Stacked denoising auto-encoders, SDAE)深度学习神经网络建立了MBR的性能预测模型,结果发现与GA-BPNN模型相比,其具有更高的 R^2 及更低的均方误差(Mean square error, MSE)。尽管深度学习神经网络具有更高的预测精度,但是目前使用深度神经网络在MBR中进行建模的研究相对较少,其原因可能是一方面深度学习神经网络的复杂性较高,模型构建的时间远超简单ANN,另一方面使用简单ANN已经可以满足大多数的研究任务。

综上所述,目前在MBR膜污染预测模型中,简单神经网络因高预测精度与高效性,在短时间内仍然是研究人员运用的主流工具。但是,随着优化算法的运用以及深度神经网络的开发,结合优化算法的ANN与深度学习ANN在面对更复杂环境下更具优势,有望替代简单神经网络成为未来研究膜污染预测模型的主要工具。

2.5 ANN在中试MBR膜污染预测中的应用

虽然研究已经证实ANN在MBR膜污染预测上具有较高的性能,但是由于技术设备规模与废水特性的差异,实验室小试规模反应器的操作参数往往与实际的大规模反应器有明显的区别,因此,推动ANN在中试规模MBR膜污染中的预测研究意义重大。Y. J. CHOI等^[49]收集了中试规模的浸没式MBR的长期运行数据,并构建了膜化学清洗后的通量、膜过滤时间及进水水质与膜透水率间的ANN模型,该模型 R^2 可达0.950,实现了在中试规模下对MBR膜污染的精准预测。尽管如此,目前相关研究仍大多停留于小试阶段,在针对实际废水的中试MBR以及污水处理厂中应用依然较少。因此亟需根据中试及

实际污水处理厂长期运行的数据建立ANN膜污染预测模型,从而更加精准地预测实际污水处理中MBR的膜污染状况。

3 结论与展望

目前,膜污染仍然是阻碍MBR广泛应用的瓶颈性问题,近年来,ANN模型因变量简单、预测精度高等优点被用于MBR膜污染的预测。但是研究表明,ANN模型用于MBR膜污染预测研究仍存在以下缺陷,是未来研究的重要方向:

(1) ANN本质上属于“黑箱”模型,目前由于神经网络结构的特殊性难以对中间过程进行解释。因此,未来的研究可以侧重于通过解析神经网络的复杂结构来厘清影响因子对膜污染的具体作用。

(2) ANN模型存在权值多、建模过程长等缺陷。因此未来膜污染预测模型的发展趋势是优先使用更多优化的线性和非线性数据分析方法对数据进行降维或特征提取,从而减少数据的复杂程度,进而提高模型预测的精度并减少建模时间。

(3) 目前ANN模型应用于中试和工业化规模的MBR膜污染预测较少,亟需基于长期实际运行的数据建立ANN膜污染预测模型,构建完备的预测体系,为调整污水处理厂运行操作条件提供技术支持,进而提高其运行效率、减缓膜污染并降低污水处理成本。

参考文献

- [1] 赵维电,王新华,高宝玉. A/O-生物膜系统处理煤化工废水[J]. 环境工程学报, 2012, 6(10): 3481-3484.
ZHAO Weidian, WANG Xinhua, GAO Baoyu. Treatment of coal chemical industry wastewater by an A/O-biofilm pilot system[J]. Chinese Journal of Environmental Engineering, 2012, 6(10): 3481-3484.
- [2] MENG Fangang, ZHANG Shaoqing, OH Y, et al. Fouling in membrane bioreactors: An updated review[J]. Water Research, 2017, 114: 151-180.
- [3] BAGHERI M, MIRBAGHERI S A. Critical review of fouling mitigation strategies in membrane bioreactors treating water and wastewater[J]. Bioresource Technology, 2018, 258: 318-334.
- [4] YE Zhiping, YANG Jiaqian, ZHONG Na, et al. Tackling environmental challenges in pollution controls using artificial intelligence: A review[J]. Science of the Total Environment, 2020, 699: 134279.
- [5] GHAEIDI A M, VAFAEI A. Applications of artificial neural networks for adsorption removal of dyes from aqueous solution: A review[J]. Advances in Colloid and Interface Science, 2017, 245:

- 20-39.
- [6] 石宝强, 张捍民, 杨凤林, 等. 人工神经网络在膜生物反应器膜污染预测中的应用前景[J]. 工业水处理, 2006, 26(12): 14-17.
- SHI Baoqiang, ZHANG Hanmin, YANG Fenglin, et al. Prospect of artificial neural network in the study of membrane fouling in membrane bioreactor[J]. Industrial Water Treatment, 2006, 26(12): 14-17.
- [7] SCHMITT F, DO K U. Prediction of membrane fouling using artificial neural networks for wastewater treated by membrane bioreactor technologies: Bottlenecks and possibilities[J]. Environmental Science and Pollution Research, 2017, 24(29): 22885-22913.
- [8] BAGHERI M, AKBARI A, MIRBAGHERI S A. Advanced control of membrane fouling in filtration systems using artificial intelligence and machine learning techniques: A critical review[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2019, 123: 229-252.
- [9] 韩永萍, 肖燕, 宋蕾, 等. MBR膜污染的形成及其影响因素研究进展[J]. 膜科学与技术, 2013, 33(1): 102-110.
- HAN Yongping, XIAO Yan, SONG Lei, et al. Progress of MBR membrane fouling formation and its influence factors[J]. Membrane Science and Technology, 2013, 33(1): 102-110.
- [10] MENG Fangang, CHAE S R, DREWS A, et al. Recent advances in membrane bioreactors (MBRs): Membrane fouling and membrane material[J]. Water Research, 2009, 43(6): 1489-1512.
- [11] 穆思图, 樊慧菊, 韩秉均, 等. 中空纤维膜的膜污染过程及数学模型研究进展[J]. 膜科学与技术, 2018, 38(1): 114-121.
- MU Situ, FAN Huiju, HAN Bingjun, et al. Review of membrane fouling stages and mathematical models for hollow fiber membrane[J]. Membrane Science and Technology, 2018, 38(1): 114-121.
- [12] TANSEL B, BAO W Y, TANSEL I N. Characterization of fouling kinetics in ultrafiltration systems by resistances in series model[J]. Desalination, 2000, 129(1): 7-14.
- [13] CHANG S, FANE A G. The effect of fibre diameter on filtration and flux distribution—Relevance to submerged hollow fibre modules[J]. Journal of Membrane Science, 2001, 184(2): 221-231.
- [14] YOON S H, KIM H S, YEOM I T. Optimization model of submerged hollow fiber membrane modules[J]. Journal of Membrane Science, 2004, 234(1/2): 147-156.
- [15] HERMIA J. Constant pressure blocking filtration laws-application to power-law non-Newtonian fluids[J]. Transactions of the Institution of Chemical Engineers, 1982, 60: 183-187.
- [16] ZUTHI M F R, GUO Wenshan, NGO H H, et al. New and practical mathematical model of membrane fouling in an aerobic submerged membrane bioreactor[J]. Bioresource Technology, 2017, 238: 86-94.
- [17] SATO T, ISHII Y. Effects of activated sludge properties on water flux of ultrafiltration membrane used for human excrement treatment[J]. Water Science and Technology, 1991, 23(7/8/9): 1601-1608.
- [18] MENG Fangang, ZHANG Hanmin, YANG Fenglin, et al. Identification of activated sludge properties affecting membrane fouling in submerged membrane bioreactors[J]. Separation and Purification Technology, 2006, 51(1): 95-103.
- [19] MENG Fangang, SO-RYONG C, ANJA D, et al. Recent advances in membrane bioreactors (MBRs): Membrane fouling and membrane material[J]. Water Research, 2009, 43(6): 1489-1512.
- [20] JEONG Y, KIM Y, JIN Yongxun, et al. Comparison of filtration and treatment performance between polymeric and ceramic membranes in anaerobic membrane bioreactor treatment of domestic wastewater[J]. Separation and Purification Technology, 2018, 199: 182-188.
- [21] MAMAH S C, GOH P S, ISMAIL A F, et al. Recent development in modification of polysulfone membrane for water treatment application[J]. Journal of Water Process Engineering, 2021, 40: 101835.
- [22] WANG Kanming, MARTIN-GARCIA N, SOARES A, et al. Comparison of fouling between aerobic and anaerobic MBR treating municipal wastewater[J]. H2Open Journal, 2018, 1(2): 131-159.
- [23] HUANG Zhi, ONG S L, NG H Y. Submerged anaerobic membrane bioreactor for low-strength wastewater treatment: Effect of HRT and SRT on treatment performance and membrane fouling[J]. Water Research, 2011, 45(2): 705-713.
- [24] FALLAH N, BONAKDARPOUR B, NASERNEJAD B, et al. Long-term operation of submerged membrane bioreactor (MBR) for the treatment of synthetic wastewater containing styrene as volatile organic compound (VOC): Effect of hydraulic retention time (HRT)[J]. Journal of Hazardous Materials, 2010, 178(1/2/3): 718-724.
- [25] AN Yingyu, WU Bing, WONG F S, et al. Post-treatment of upflow anaerobic sludge blanket effluent by combining the membrane filtration process: Fouling control by intermittent permeation and air sparging[J]. Water and Environment Journal, 2010, 24(1): 32-38.
- [26] YOON S H. Membrane bioreactor processes[M]. New York: CRC Press, 2015: 201-204.
- [27] 王朝朝, 杨磊, 闫立娜, 等. 中空纤维膜生物反应器污泥特性与可持续通量评估[J]. 中国给水排水, 2018, 34(11): 88-92.
- WANG Zhaozhao, YANG Lei, YAN Lina, et al. Assessment of sludge properties and sustainable flux in hollow fiber membrane bioreactor[J]. China Water & Wastewater, 2018, 34(11): 88-92.
- [28] ROBLES Á, RUANO M V, CHARFI A, et al. A review on anaerobic membrane bioreactors (AnMBRs) focused on modelling and control aspects[J]. Bioresource Technology, 2018, 270: 612-626.
- [29] 李航. 统计学习方法[M]. 北京: 清华大学出版社, 2012: 37-39.
- LI Hang. Statistical learning methods[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2012: 37-39.
- [30] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016: 53-57.
- ZHOU Zhihua. Machine learning[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2016: 53-57.

- [31] 李威威,李春青,聂敬云,等.膜生物反应器膜污染的随机森林预测模型[J]. 计算机应用, 2015, 35(S1): 135-137.
- LI Weiwei, LI Chunqing, NIE Jingyun, et al. Prediction model for membrane bio-reactor fouling based on random forest[J]. Journal of Computer Applications, 2015, 35(S1): 135-137.
- [32] 梁楷. 基于模拟退火算法的支持向量机在MBR膜污染中的应用研究[D]. 天津:天津工业大学, 2017.
- LIANG Kai. Application of Support Vector Machine based on simulated annealing algorithm in MBR membrane fouling [D]. Tianjin: Tianjin Polytechnic University, 2017.
- [33] WANG Zhan, ZHANG Ximing, ZHU Zhongya, et al. Influence of various operating conditions on cleaning efficiency in sequencing batch reactor (SBR) activated sludge process. Part V: Chemical cleaning model[J]. Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers, 2016, 63: 52-60.
- [34] CAI Yuhang, ZAIDI A A, SHI Yue, et al. Influence of salinity on the biological treatment of domestic ship sewage using an air-lift multilevel circulation membrane reactor[J]. Environmental Science and Pollution Research International, 2019, 26(36): 37026-37036.
- [35] PENDASHTAH A R, FAKHRU' L-RAZI A, CHAIBAKHSH N, et al. Modeling of membrane bioreactor treating hypersaline oily wastewater by artificial neural network[J]. Journal of Hazardous Materials, 2011, 192(2): 568-575.
- [36] ALKMIM A R, DE ALMEIDA G M, DE CARVALHO D M, et al. Improving knowledge about permeability in membrane bioreactors through sensitivity analysis using artificial neural networks[J]. Environmental Technology, 2020, 41(19): 2424-2438.
- [37] HAZRATI H, MOGHADDAM A H, ROSTAMIZADEH M. The influence of hydraulic retention time on cake layer specifications in the membrane bioreactor: Experimental and artificial neural network modeling[J]. Journal of Environmental Chemical Engineering, 2017, 5(3): 3005-3013.
- [38] CHEW C M, AROUA M K, HUSSAIN M A. A practical hybrid modelling approach for the prediction of potential fouling parameters in ultrafiltration membrane water treatment plant[J]. Journal of Industrial and Engineering Chemistry, 2017, 45: 145-155.
- [39] SCHMITT F, BANU R, YEOM I T, et al. Development of artificial neural networks to predict membrane fouling in an anoxic-aerobic membrane bioreactor treating domestic wastewater[J]. Biochemical Engineering Journal, 2018, 133: 47-58.
- [40] ZHAO Zhitao, LOU Yang, CHEN Yifeng, et al. Prediction of interfacial interactions related with membrane fouling in a membrane bioreactor based on radial basis function artificial neural network (ANN)[J]. Bioresource Technology, 2019, 282: 262-268.
- [41] HAMED H, EHTESHAMI M, MIRBAGHERI S A, et al. New deterministic tools to systematically investigate fouling occurrence in membrane bioreactors[J]. Chemical Engineering Research and Design, 2019, 144: 334-353.
- [42] 蔡国帅. 改进的神经网络及CFD在MBR模拟仿真中的应用研究[D]. 天津:天津工业大学, 2018.
- CAI Guoshuai. Application of improved neural network and CFD in MBR simulation[D]. Tianjin: Tianjin Polytechnic University, 2018.
- [43] HAN Honggui, ZHANG Huijuan, LIU Zheng, et al. Data-driven decision-making for wastewater treatment process[J]. Control Engineering Practice, 2020, 96: 104305.
- [44] 郑树泉,王倩,武智霞. 工业智能技术与应用[M]. 上海:上海科学技术出版社, 2019: 250-251.
- ZHEN Shuquan, WANG Qian, WU Zhixia. Industrial intelligence technology and applications[M]. Shanghai: Shanghai Science and Technology Press, 2019: 250-251.
- [45] MIRBAGHERI S A, BAGHERI M, BAGHERI Z, et al. Evaluation and prediction of membrane fouling in a submerged membrane bioreactor with simultaneous upward and downward aeration using artificial neural network-genetic algorithm[J]. Process Safety and Environmental Protection, 2015, 96: 111-124.
- [46] 刘志峰,潘丹,王建华,等. PSO-BP神经网络在MBR工艺中的膜污染预测[J]. 北京工业大学学报, 2012, 38(1): 126-131.
- LIU Zhifeng, PAN Dan, WANG Jianhua, et al. Flux prediction of MBR based on PSO-BP neural network[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2012, 38(1): 126-131.
- [47] LU Jie, BEHBOOD V, HAO Peng, et al. Transfer learning using computational intelligence: A survey[J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 80: 14-23.
- [48] SHI Shuai, XU Guoren. Novel performance prediction model of a biofilm system treating domestic wastewater based on stacked denoising auto-encoders deep learning network[J]. Chemical Engineering Journal, 2018, 347: 280-290.
- [49] CHOI Y J, OH H, LEE S, et al. Investigation of the filtration characteristics of pilot-scale hollow fiber submerged MF system using cake formation model and artificial neural networks model[J]. Desalination, 2012, 297: 20-29.
- [作者简介] 张浩良(1996—), 硕士研究生。E-mail: 905394185@qq.com。通讯作者: 王侃鸣, 博士。E-mail: kmwang@zjut.edu.cn。
- [收稿日期] 2022-03-09(修改稿)