

王东全, 薛洋, 崔子腾, 等. 基于机器学习的薄层纳米复合膜性能影响因素分析与优化[J]. 净水技术, 2025, 44(12): 146–153, 205.

WANG D Q, XUE Y, CUI Z T, et al. Analysis and optimization of influencing factors for performance of thin-film nanocomposite membranes based on machine learning [J]. Water Purification Technology, 2025, 44(12): 146–153, 205.

基于机器学习的薄层纳米复合膜性能影响因素分析与优化

王东全¹, 薛洋¹, 崔子腾^{1,*}, 马越², 冯建勇²

(1. 中国水务投资集团有限公司, 北京 100053; 2. 青岛理工大学环境与市政工程学院, 山东青岛 266000)

摘要 【目的】传统纳滤膜的性能受限于“选择性-渗透性”之间的权衡效应, 限制了其在高效分离领域的应用。为突破该性能瓶颈, 研究人员在薄层复合膜(TFC)制备过程中引入纳米材料, 开发出一系列薄层纳米复合膜(TFN), 这类膜通过纳米材料的嵌入有效调控了膜表面的物理化学性质, 从而提升膜的整体分离性能。【方法】然而, 纳米材料种类繁多, 其多元特征与膜结构参数之间复杂的耦合关系, 使多功能TFN的合理设计面临挑战。为此, 本研究引入机器学习方法, 综合考虑纳米材料性质与膜结构参数对膜分离性能的影响, 构建了可同时预测膜通量与截留率的多输出机器学习模型。【结果】通过模型可解释性分析, 揭示了影响TFN分离性能的关键决定因素, 明确了纳米材料性质、膜结构参数与分离性能之间的构效关系。在此基础上, 基于粒子群优化算法(PSO)对“选择性-渗透性”之间的权衡关系进行了优化, 基于对性能影响的关键因素, 结合多变量分析方法, 提出了TFN膜的优化设计策略。【结论】本文为高性能纳滤膜的设计提供了理论支撑与技术路径。

关键词 纳米材料 纳滤膜 膜分离性能 机器学习 优化设计

中图分类号: X703 文献标志码: A 文章编号: 1009-0177(2025)12-0146-09

DOI: 10.15890/j.cnki.jsjs.2025.12.017

Analysis and Optimization of Influencing Factors for Performance of Thin-Film Nanocomposite Membranes Based on Machine Learning

WANG Dongquan¹, XUE Yang¹, CUI Ziteng^{1,*}, MA Yue², FENG Jianyong²

(1. China Water Investment Group Co., Ltd., Beijing 100053, China;

2. School of Environment & Municipal Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266000, China)

Abstract [Objective] The performance of conventional nanofiltration (NF) membranes remains fundamentally constrained by the intrinsic trade-off between selectivity and permeability, representing a major limitation for advanced separation applications. To break through this performance bottleneck, researchers introduced nanomaterials in the preparation process of thin-film composites (TFC) and developed a series of thin-film nanocomposites (TFN). This type of membrane effectively regulates the physical and chemical properties of the membrane surface through the embedding of nanomaterials, thereby enhancing the overall separation performance of the membrane. [Methods] However, there were numerous types of nanomaterials, and the complex coupling relationship between the diverse characteristics of nanomaterial properties and membrane structure parameters poses challenges to the rational design of multifunctional TFN membranes. To this end, this study introduced machine learning method, comprehensively considering the influence of nanomaterial properties and membrane structure parameters on membrane separation performance, and constructed a multi-output machine learning model that could simultaneously predict membrane flux and rejection rate. [Results] Through the analysis of model interpretability, the key determinants influencing the membrane separation performance of TFN were revealed, and the structure-activity relationship among the properties of nanomaterials, membrane structure parameters and separation performance was clarified. On this basis, in addition, the trade-off relationship between "selectivity and permeability" was optimized based on the particle swarm optimization (PSO) algorithm. Based on the key factors affecting performance and combined with the multivariate analysis method, the

[收稿日期] 2025-05-06

[基金项目] 中国电力建设股份有限公司科技项目(DJ-ZDXM-2024-34)

[作者简介] 王东全(1975—), 男, 高级工程师, 研究方向为水务及相关技术研究, E-mail: wangdongquan@chinahho.com。

[通信作者] 崔子腾(1987—), 男, 高级工程师, 研究方向为水处理技术, E-mail: czthhu@163.com。

optimization design strategy of TFN membrane was proposed. [**Conclusion**] This paper offers theoretical insights and a data-driven framework for the design of high-performance nanofiltration membranes.

Keywords nanomaterial NF membrane membrane separation performance machine learning optimized design

随着工业化进程的加快,水资源短缺和水污染问题愈加严峻,严重威胁着社会的可持续发展^[1-2]。纳滤技术凭借其超高的选择性和荷电特性,能够有效分离单/多价离子,已在海水淡化、饮用水净化、浓盐废水回收等领域展现出广阔的应用前景^[3-4],也已成为解决水资源匮乏、应对水污染以及实现资源化利用等领域极具潜力的新型膜分离技术。作为纳滤技术的核心,纳滤膜材料的开发至关重要。目前,界面聚合(IP)法凭借其简单、高效、稳定的特性成为制备纳滤膜的主流技术^[5-6]。该方法通过在多孔支撑基底上,由水相的胺类化合物与有机相的酰氯化物在界面处发生缩聚反应形成聚酰胺分离层。然而,IP过程受到扩散控制的限制,水油两相单体之间的反应常常无法精确控制,导致界聚酰胺分离层的结构不稳定,可能出现膜结构过于致密或过于疏松,甚至形成缺陷^[7]。这种结构不稳定性会导致纳滤膜性能下降,从而限制其在实际应用中的广泛推广^[8]。

近年来,随着有序纳米通道构建与精确孔径调控技术的不断发展,纳米材料已成为提升纳滤膜性能的关键突破口。将功能性纳米材料引入聚酰胺层,制备薄膜纳米复合膜(TFN),不仅能增强膜表面的理化特性,还能在选择性层中构建额外的水分子传输通道,从而显著提升膜的分离性能^[9-10]。研究人员已将诸如沸石咪唑骨架(ZIF)^[11]、金属有机框架(MOFs)^[12]、碳纳米管(CNT)^[13]以及二维过渡金属碳/氮材料(MXene)^[14]等新型纳米材料引入聚酰胺分离层,大大促进了TFN在渗透性和选择性方面的性能提升。这一性能提升主要依赖于纳米材料的尺寸、形态和结构特性,尤其是在膜孔径分布、表面亲水性及荷电状态调控方面的作用。此外,纳米材料的掺杂位置及负载率等因素也对TFN的最终性能起着至关重要的作用^[15]。除了纳米材料本身,膜的结构参数在调控TFN性能方面也扮演着重要角色。例如,减小孔径、增大膜表面负电荷以及提高亲水性均有助于提升脱盐性能^[16]。总体而言,TFN的分离性能受纳米材料特性与膜结构参数的协同调控。传统的膜材料开发方法通常依赖经验性试验测

试,但由于纳米材料种类繁多、性质差异显著,且多种成分之间的相互作用往往复杂且具有非线性特征,难以进行全面的定量与定性分析,也难以深入揭示影响分离机制的决定性因素。随着大数据和人工智能时代的到来,机器学习方法在处理复杂非线性问题和大组合空间问题上展现出高效且精确的优势^[17-18]。结合试验数据与机器学习方法,不仅可以高效预测TFN膜的分离性能,减少试验时间和成本,还能深入挖掘微观结构与宏观性能之间的构效关系。Zhang等^[19]利用深度学习算法预测聚酰胺纳滤膜的通量和截留,通过分子增强扩大数据量实现精准预测。Wang等^[20]通过知识嵌入开发了数据知识共同驱动的机器学习模型,探索了其在理解纳滤膜对有机污染物截留方面的应用。机器学习方法在纳滤膜性能预测与优化中展现了显著的潜力,能够为膜材料的设计与性能提升提供有效的理论指导。

本文提出了一种基于人工神经网络(ANN)的TFN性能预测模型,旨在预测纳滤膜的通量和截盐性能。通过收集文献中关于纳米材料尺寸、维度、加载量、孔径、聚酰胺层厚度、水接触角、Zeta电位、粗糙度以及氧氮比(O/N)等关键参数,构建TFN膜性能数据库。通过相关系数矩阵筛选非共线特征对5种不同的机器学习算法进行训练和测试,选择最佳的预测模型。通过SHAP算法揭示各个因素对膜性能的影响程度。结合粒子集群优化(PSO)算法优化通量与截留之间的权衡效应,确定了重要影响因素的最佳参数范围,为TFN材料的高效开发和性能优化提供了理论依据和实践意义。

1 方法

本文提出了一种基于机器学习揭示TFN影响分离性能的决定性因素探究。工作流程如图1所示,接下来将详细介绍其中涉及的研究步骤。

1.1 数据库构建

首先,在Web of Science数据库检索了近年来关于采用IP技术制备TFN膜的研究文献,从30篇期刊论文中共提取了1 040条相关数据。在数据预处理阶段,剔除了缺失项与异常值。根据整理后的数据,重点提取了纳米填料的理化特性(如名称、粒径、维

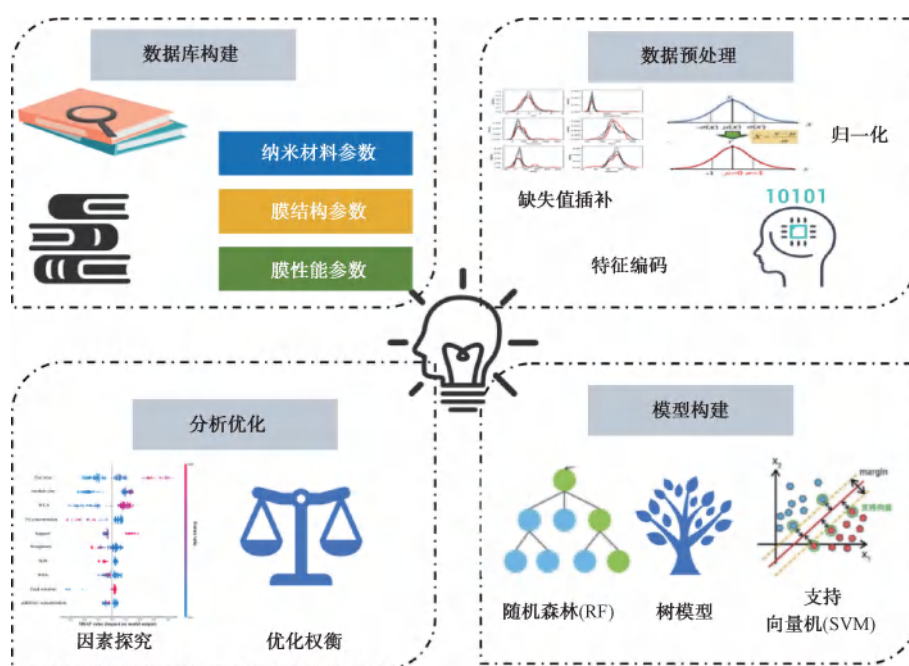


图1 用于探究 TFN 膜影响因素工作流程

Fig. 1 Workflow of Influencing Factors for Exploration of TFN Membranes

度、形貌、掺杂位置及添加量)、膜的结构参数(包括支撑层类型、孔径、O/N、聚酰胺层厚度、表面粗糙度、水接触角和 Zeta 电位)以及膜性能指标(通量与截盐率)。孔径采用分子量截留法(MWCO)进行测定, Zeta 电位则通过流动电位分析法获取。截盐性能的评价涵盖了 4 种典型盐对: NaCl 和 MgSO_4 (对称盐) 以及 Na_2SO_4 和 MgCl_2 (非对称盐), 分别计算其截留率作为表征指标。

1.2 机器学习模型

在本研究中, 纳米材料的性质与膜结构参数被作为机器学习模型的输入特征。为降低特征间强相关性可能引发的多重共线性问题, 在模型训练前计算了各特征间的 Pearson 相关系数(r), 如式(1)。图 2 展示了 13 个输入特征之间的 Pearson 相关矩阵分析结果。虽然未发现相关系数超过 0.9 的特征对, 但观察到纳米材料的形状与其分类之间存在较高的相关性。这种相关性可归因于不同维度的纳米材料通常对应特定形貌: 一维材料多为管状或线状, 二维材料为片状, 而三维材料则呈块体或球形。基于此, 为降低冗余性, 将“纳米材料的形状”特征剔除, 仅保留“纳米材料的维度”作为其分类代表, 其他特征保持不变。最终, 共有 12 个输入特征被用于模型训练与预测: 纳米材料维度、纳米材料尺寸、掺

杂位置、盐类型、负载量、膜孔径、基底、O/N、聚酰胺层厚度、表面粗糙度、水接触角、Zeta 电位。为了比较不同算法的预测性能, 选用 5 种典型的机器学习模型, 包括决策树(DT)、SVM、极限梯度提升(XGBoost)、RF 和 ANN。训练过程中, 随机将数据集划分为训练集(80%)和测试集(20%), 并引入五折交叉验证策略以降低过拟合风险。模型首先在训练集上进行训练, 学习输入特征与目标值(如通量、截留等)之间的关系。随后, 在测试集上评估模型性能, 检验其泛化能力和准确性。为了进一步减少过拟合的风险并提高模型的稳定性, 引入了五折交叉验证策略。最终, 通过性能优越的模型识别出影响膜分离性能的关键因素。为了全面评估各模型的预测性能, 通过比较真实值与预测值之间的误差来衡量模型的准确性。为此, 采用了决定系数(R^2)、平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)和平均绝对百分比误差(MAPE) 4 项指标, 其计算如式(2)~式(5)。 R^2 越大, MAE、RMSE 和 MAPE 越小, 代表机器学习模型的预测性能越好。

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \times \sqrt{\sum_{i=1}^n (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (1)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \hat{X}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2} \quad (2)$$

$$R_{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^n |X_i - \hat{X}_i|}{n} \quad (3)$$

$$R_{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_i - \hat{X}_i)^2}{n}} \quad (4)$$

$$R_{MAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\hat{X}_i - X_i}{X_i} \right| \quad (5)$$

其中: X_i 和 Y_i ——模拟值;

\bar{X} 和 \bar{Y} ——平均值;

\hat{X}_i ——预测值;

n ——个数;

i ——第 i 个数据;

R_{MAE} ——MAE;

R_{RMSE} ——RMSE;

R_{MAPE} ——MAPE。

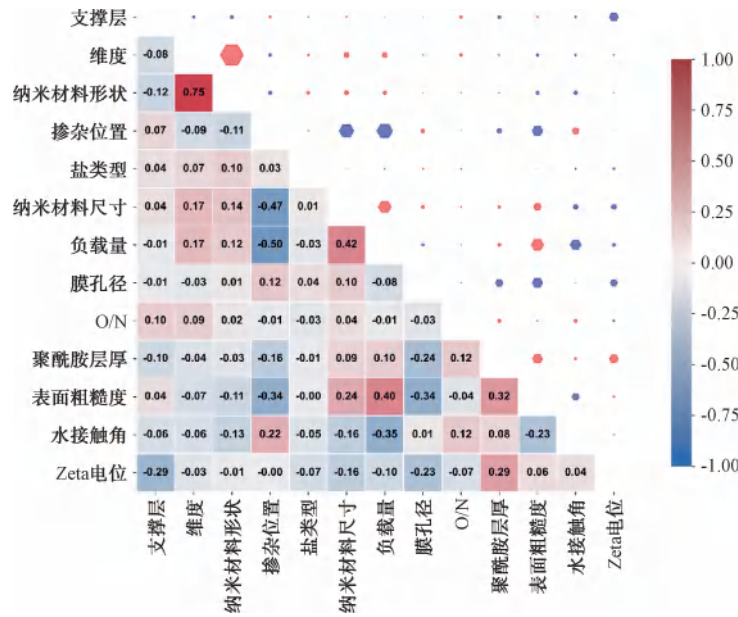


图2 输入特征组成的 Pearson 相关矩阵

Fig. 2 Pearson Correlation Matrix of Input Features

1.3 SHAP 特征重要性分析

为了深入理解所构建的机器学习模型并为后续的膜材料设计提供具有参考价值的理论依据,本研究引入 SHAP 方法对模型进行了可解释性分析,旨在识别影响膜性能的关键输入变量^[21]。SHAP 是一种源自博弈论的模型解释工具,能够量化各输入特征对模型输出结果的个体贡献。其原理在于将每个特征视为博弈中的一名“参与者”,通过计算其在所有可能特征组合中的边际贡献,揭示其对预测值的影响程度。在解释模型时,正的 SHAP 值表示相应特征与膜性能呈正相关,而负的 SHAP 值则表明该特征可能对膜性能产生抑制作用。特征的 SHAP 值绝对值越大,说明该特征对模型输出的重要性越高。通过式(6)可计算得到每个输入特征的 SHAP

值,从而量化其在膜性能预测中的作用。

$$\phi_x(p) = \sum_{S \subseteq N/x} \frac{|S|! (n - |S| - 1)!}{n!} [p(S \cup x) - p(S)] \quad (6)$$

其中: S ——不包含特征 x 的特征子集;

$p(S \cup x)$ ——包含 x 特征的模型预测结果;

$p(S)$ ——不包含特征 x 的模型预测结果。

2 结果与讨论

2.1 机器学习模型性能评价

为筛选出适用于 TFN 膜性能预测的最佳机器学习算法,本研究对 5 种模型即 DT、SVM、RF、

XGBoost 和 ANN 分别进行训练与测试。模型均以多输出结构构建,以同时预测通量和截盐率目标变量。相比传统的单输出模型,多输出机器学习模型在处理多个预测任务时能共享输入信息与模型参数,尤其适用于研究通量与截留率之间潜在的耦合关系,有助于提升整体预测精度。图 3(a)与图 3(b)展示了基于不同评价指标下 5 种机器学习模型对通量与截留率的预测性能。对于通量预测,ANN 表现最优,其决定系数 R^2 达到 0.88,同时在

RMSE、MAE 和 MAPE 方面亦表现出最低误差。在截留率预测方面,ANN 同样展现出稳定的性能, R^2 为 0.84, RMSE 为 11.61, MAE 为 6.82 和 MAPE 为 12.65%,显示出对膜分离性能的良好预测能力。相较之下,截留率的预测精度略低于通量,这可能归因于其更为复杂的影响机制,如离子种类、电荷、强度与极性 etc 未被纳入输入特征的因素。综合比较各模型性能,预测准确性依次为 ANN>XGBoost>RF>DT>SVM。

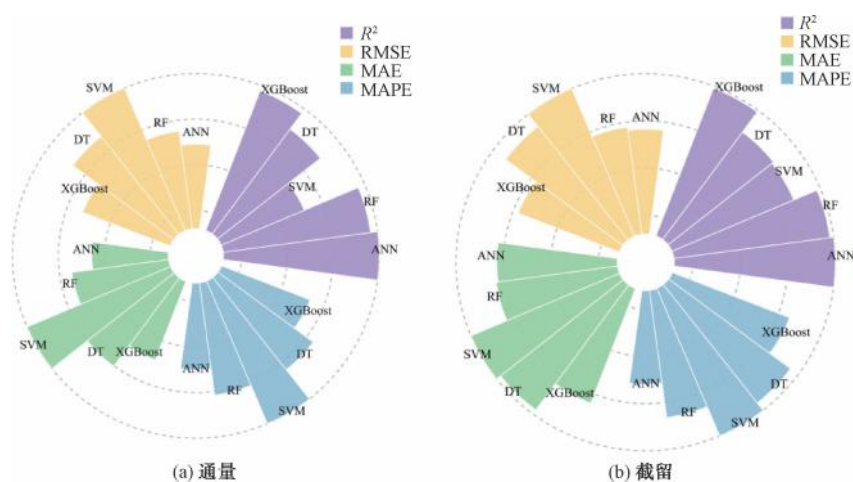


图 3 不同机器学习算法性能对比

Fig. 3 Performance Comparison of Different Machine Learning Algorithms

图 4 进一步分析了模型预测值与试验值的一致性。蓝点代表训练数据,黄点点表示测试数据。ANN 模型在 2 个数据集上均展现出高度拟合性,大多数预测值分布于 90% 的置信区间之内,且沿对角线呈线性分布,说明模型未出现过拟合。此外,在通量为 $40 \sim 50 \text{ L}/(\text{m}^2 \cdot \text{h} \cdot \text{bar})$ ($1 \text{ bar} = 100 \text{ kPa}$) 内,ANN 的预测表现略有下降,推测可能是该区间内的训练样本稀缺,导致模型学习不足。

2.2 基于 SHAP 方法的影响因素探究

综上所述,ANN 模型在 5 种机器学习算法中展现出最优的预测能力,因此,选择该模型作为基础,利用 SHAP 方法对输入特征的重要性进行可解释性分析,以识别影响 TFN 膜分离性能的主导因素。图 5 展示了排名前 12 位的关键特征在模型中的重要性评估结果。从整体趋势来看,纳米材料的属性对通量的影响显著大于其对截留率的作用。这一现象可能源于纳米材料主要通过在膜中构建额外的水分子传输通道,从而增强膜的渗透性能;而在截盐方

面,其作用较为有限。事实上,TFN 对无机盐的截留主要依赖于尺寸排阻与静电排斥机制。值得注意的是,将纳米填料引入 IP 过程可能因其团聚效应扰乱单体的聚合行为,从而对截留性能产生一定负面影响。在所有输入特征中,“纳米材料维度”对通量的贡献最为突出,其次为“水接触角”和“Zeta 电位”等因素。SHAP 分析结果表明,纳米材料维度与通量呈正相关关系,说明随着材料维度的增加,渗透性能提升越显著。这可能归因于三维纳米材料[如 MOFs 和共价有机框架(COFs)]本身具备高度有序的多孔结构,能为水分子提供更多的运输通道,相比一维或二维材料更具优势。在截留率方面,“盐类型”被识别为影响最为显著的变量。不同种类的无机盐在粒径、价态及离子强度方面差异显著,TFN 膜在对称盐与非对称盐截留过程中所体现的机制亦存在不同,因此,其预测表现敏感性更高。Zeta 电位对通量和截留均产生了重要影响。通量和截留的 SHAP 值随着 Zeta 电位值减小而显

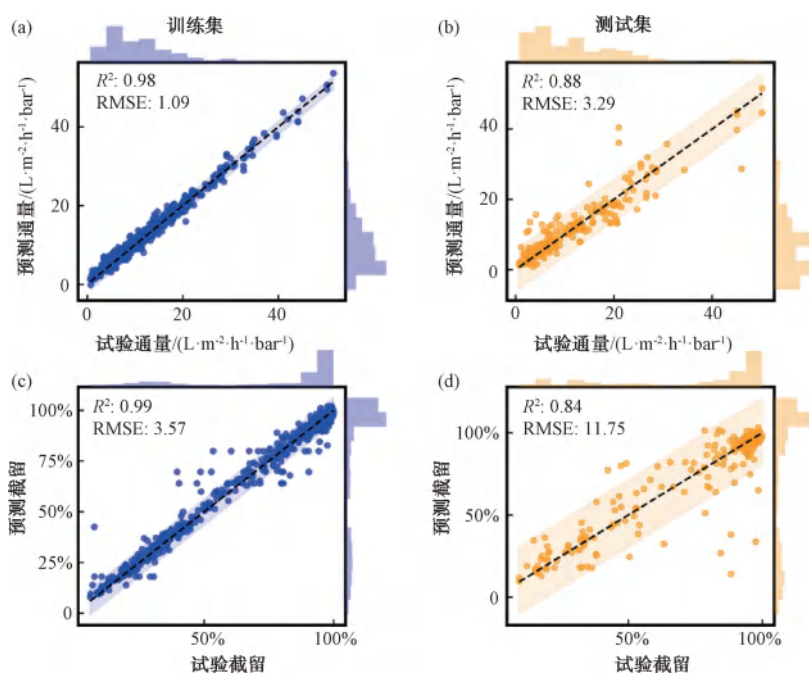


图 4 ANN 模型训练集与测试集性能对比

Fig. 4 Performance Comparison of ANN Model on Training Set and Test Set

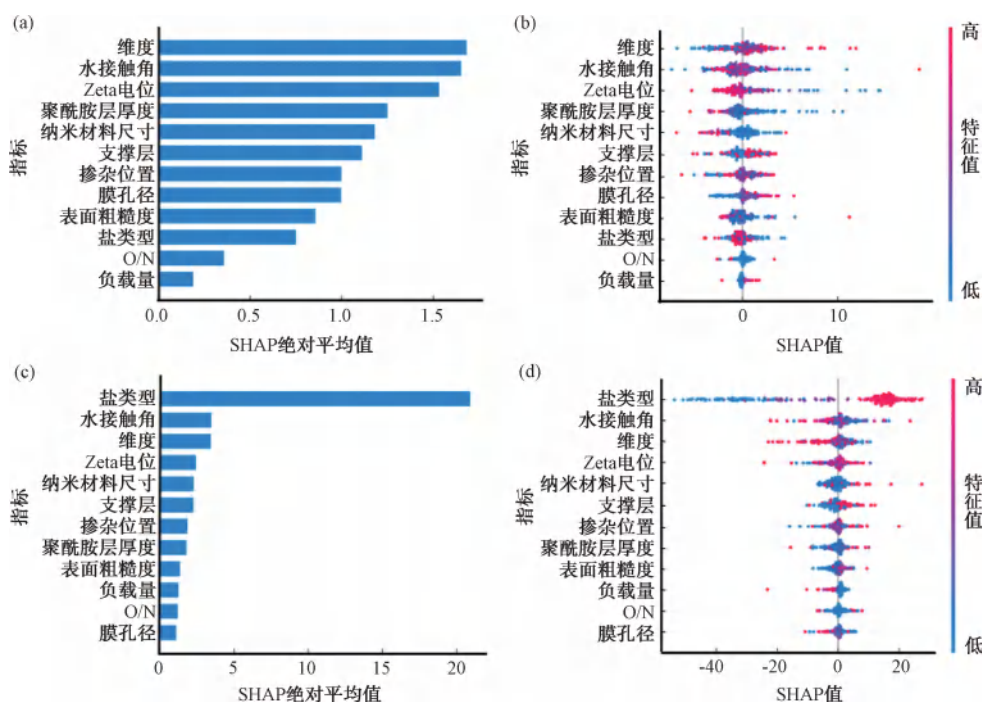


图 5 TFN 膜影响因素的特征重要性分析

Fig. 5 Feature Importance Analysis of Influencing Factors for TFN Membranes

著提高。这是由于用于脱盐的纳滤膜通常为带负电的膜,其表面电位越负,与无机盐离子之间的道南效应越强,从而增强了对无机盐离子的排

斥作用,有利于提高截留效率。此外,“水接触角”对截留率也有重要影响。较小的接触角意味着膜表面更具亲水性,这将减弱膜表面与盐离子

的吸附作用,从而有效阻止盐离子穿透膜层,提高其截留效率。

2.3 PSO 算法优化权衡效应

长期以来,通量与截留率之间的权衡效应一直是限制 TFN 膜性能提升的关键瓶颈。基于前述分析结果,发现多种因素均会影响该权衡关系,如膜孔径、纳米材料的尺寸与维度等。借助 ANN 模型,可实现对多特征输入下膜性能的快速预测,为权衡效应的优化提供了技术支持。与膜结构参数相比,纳米材料性质在试验中具有调节可及性。因此,本研究引入 PSO 算法,以纳滤膜制备过程中易于调控的重要特征,即纳米材料的尺寸与维度作为优化变量,旨在探索缓解权衡效应的可行制备策略。图 6(a)与图 6(b)展示了在二维参数空间中调整尺寸与维度对通量和截留率的影响。结果显示,随着维度的增大,通量显著提高,但截留率有所下降,说明两者间存在典型的性能权衡关

系。为在不同目标需求下优化该权衡效应,构建了基于多目标函数的综合性能指标,并通过 PSO 算法进行优化。在此基础上,设定不同权重以反映多种膜应用场景的性能侧重点。例如,饮用水处理关注高通量,有机污染物去除侧重高截留率,而废水回用则要求通量与截留兼顾。如图 6(c)所示,当通量和截留具有同等重要性时,大维度、小尺寸的纳米材料,如二维纳米片和三维多孔纳米材料,能够显著提升两项性能,突破传统的权衡限制;当截留的权重更高时,小维度、小尺寸的材料,如纳米粒子和量子点,与大维度、小尺寸的材料组合,如二维纳米片和三维多孔纳米材料,均表现出良好的优化效果;而在以通量为主要优化目标的场景中,大维度、小尺寸的二维纳米片和三维多孔纳米材料同样展现出了优势。这些结果为根据不同应用需求定制 TFN 提供了理论指导与参数优化路径。

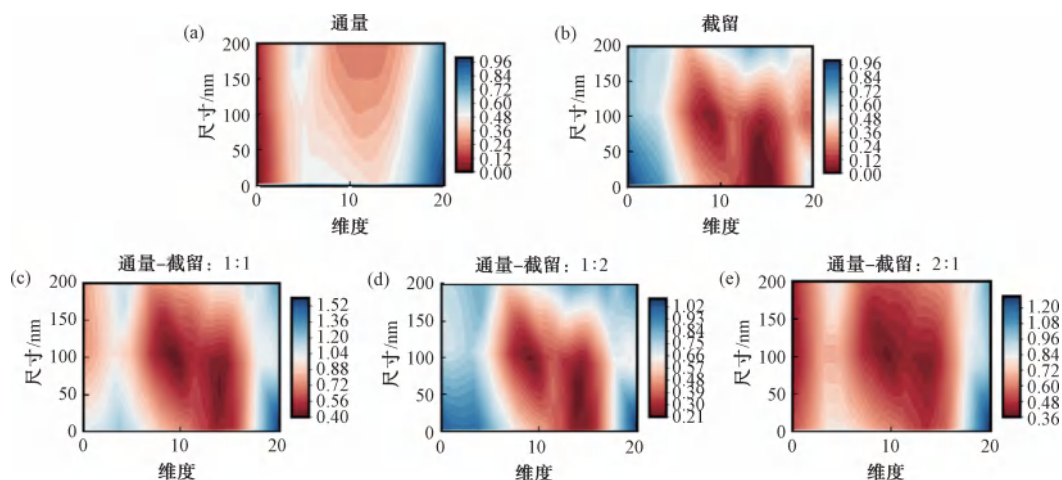


图 6 尺寸-维度对性能影响的等高线图

Fig. 6 Contour Maps of Size-Dimension Effects on Performance

3 结论

本研究提出了一种基于机器学习的方法,用于系统挖掘影响 TFN 性能的关键因素并优化其通量与截留之间的权衡效应。首先,基于 IP 方法,构建了一个涵盖纳米材料属性、膜结构参数及分离性能的大规模 TFN 膜数据库。在特征工程筛选的基础上,分别对 5 种机器学习模型,即 DT、SVM、XGBoost、RF 和 ANN 进行了训练与测试。结果表明,ANN 模型在通量与截留率的预测任务中表现最

优,具有较高的拟合精度与泛化能力。进一步结合 SHAP 方法对模型进行了可解释性分析,揭示出纳米材料的性质与膜孔径为影响 TFN 膜性能的主要决定因素。在此基础上,本研究引入 PSO 算法,对纳米材料的尺寸与维度进行多目标优化,以平衡通量与截留之间的权衡效应。通过设定不同应用场景下的权重策略,明确了多种工况下优化膜性能的纳米材料筛选方案。结果显示,大维度、小尺寸类型的纳米材料在多个权衡场景下均能有效提升膜的综合性能。

参考文献

- [1] MA T, SUN S, FU G T, et al. Pollution exacerbates China's water scarcity and its regional inequality [J]. Nature Communications, 2020, 11(1): 650. DOI: 10.1038/s41467-020-14532-5.
- [2] JONES E R, BIERKENS M F P, VLIET M T H. Current and future global water scarcity intensifies when accounting for surface water quality [J]. Nature Climate Change, 2024, 14(6): 629-635.
- [3] ZHAO Y, TONG T, WANG X, et al. Differentiating solutes with precise nanofiltration for next generation environmental separations; A review [J]. Environmental Science & Technology, 2021, 55(3): 1359-1376.
- [4] 薄晓晨. 复合聚哌嗪酰胺膜在水处理中的应用研究 [D]. 长春: 长春理工大学, 2024.
- BO X C. Application of composite poly (piperazine-amide) membrane in water treatment [D]. Changchun: Changchun University of Science and Technology, 2024.
- [5] 杨皓程, 徐志康. 界面聚合与薄层复合膜: 历史、现状与反思 [J]. 高分子通报, 2025, 38(4): 651-658.
- YANG H C, XU Z K. Interfacial polymerization in thin-film composite membranes; Historical overview, current advances, and forward thinking [J]. Polymer Bulletin, 2025, 38(4): 651-658.
- [6] LIU L L, LIU Y, HUANG J C, et al. Strengthening nanofiltration membrane: Strategies for enhanced antifouling performance [J]. Chemical Engineering Journal, 2025, 508: 160964. DOI: 10.1016/j.cej.2025.160964.
- [7] DING H Y, LIU Y T, ZHANG Z, et al. Regulation of interfacial polymerization by organic base for high-permeable nanofiltration [J]. Desalination, 2024, 573: 117212. DOI: 10.1016/j.desal.2023.117212.
- [8] CHEN J S, WANG T L, DAI R B, et al. Trade-off between endocrine-disrupting compound removal and water permeance of the polyamide nanofiltration membrane; Phenomenon and molecular insights [J]. Environmental Science & Technology, 2024, 58(21): 9416-9426.
- [9] LIAO Z, ZHU J, LI X, et al. Regulating composition and structure of nanofillers in thin film nanocomposite (TFN) membranes for enhanced separation performance; A critical review [J]. Separation and Purification Technology, 2021, 266: 118567. DOI: 10.1016/j.seppur.2021.118567.
- [10] 丰桂珍, 张火梅, 陈俊, 等. 基于纤维素纳米晶体界面聚合制备抗有机污染的高通量复合纳滤膜 [J]. 膜科学与技术, 2025, 45(1): 20-29, 39.
- FENG G Z, ZHANG H M, CHEN J, et al. Preparation of high-flux composite nanofiltration membranes based on interfacial polymerization of cellulose nanocrystals for resistance to organic contamination [J]. Membrane Science and Technology, 2025, 45(1): 20-29, 39.
- [11] LI Y, LI J, SORIA R B, et al. Aramid nanofiber and modified ZIF-8 constructed porous nanocomposite membrane for organic solvent nanofiltration [J]. Journal of Membrane Science, 2020, 603: 118002. DOI: 10.1016/j.memsci.2020.118002.
- [12] PAN Y, WANG Y, WANG D, et al. Post-docking hydrophilic Ag-MOF-303 filled in TFC for nanofiltration of charged PhACs in water [J]. Chemical Engineering Journal, 2024, 502: 158027. DOI: 10.1016/j.cej.2024.158027.
- [13] ZHAO C N, LIU C N, WANG W Y, et al. Interfacial polymerization layer with CNT providing fast water channels under electric field for efficient desalination of nanofiltration membranes [J]. Desalination, 2023, 565: 116825. DOI: 10.1016/j.desal.2023.116825.
- [14] GU S, MA Y, ZHANG T, et al. MXene nanosheet tailored bioinspired modification of a nanofiltration membrane for dye/salt separation [J]. ACS ES&T Water, 2023, 3(7): 1756-1766.
- [15] 陈良威. 二维层状纳滤复合膜微观结构调控与分离性能研究 [D]. 广州: 广州大学, 2024.
- CHEN L W. Two-dimensional laminar nanofiltration composite membrane microstructure modulation and separation performance research [D]. Guangzhou: Guangzhou University, 2024.
- [16] 李明迪, 孙星, 王斌, 等. 高选择性聚酰胺纳滤膜的制备及分盐性能研究 [J]. 中国海洋大学学报(自然科学版), 2022, 52(11): 97-104.
- LI M D, SUN X, WANG B, et al. Preparation and salt separation properties of highly selective polyamide nanofiltration membranes [J]. Periodical of Ocean University of China (Natural Science Edition), 2022, 52(11): 97-104.
- [17] YIN H, XU M, LUO Z, et al. Machine learning for membrane design and discovery [J]. Green Energy & Environment, 2024, 9(1): 54-70.
- [18] GLASS S, SCHMIDT M, MERTEN P, et al. Design of modified polymer membranes using machine learning [J]. ACS Applied Materials & Interfaces, 2024, 16(16): 20990-21000.
- [19] ZHANG Z Y, LUO Y T, PENG H W, et al. Deep spatial representation learning of polyamide nanofiltration membranes [J]. Journal of Membrane Science, 2021, 620: 118910. DOI: 10.1016/j.memsci.2020.118910.

(下转第 205 页)

表 3 直接运行费用

Tab. 3 Operation Cost

项目名称	基本数据
处理水量	12 000 m ³ /d
泥渣绝干量	3.8 t/d
总耗电量	1 354 kW·h/d
电费单价	0.85 元/(kW·h)
絮凝剂消耗量	0.027 t/d
絮凝剂单价	20 000 元/t
聚合硫酸铁消耗量	0.36 t/d
聚合硫酸铁单价	400 元/t
磁粉消耗量	0.06 t/d
磁粉单价	2 600 元/t
药剂费	0.08 万元/d
电费	0.11 万元/d
运行费用合计	0.20 万元/d
运行费用	0.17 元/m ³

水池改造为排泥池,沉淀池排泥水和滤池反冲洗水通过“高效沉淀浓缩+叠螺/带式压滤脱水”工艺处理后,有效地去除水体中的 SS,最终出水 SS 质量浓度 ≤ 30 mg/L,SS 去除率高达 99%,达到水质净化的目的,浓缩后的泥渣含水率为 97.5%左右。

2) 通过叠螺式压滤机脱水后含水率可降至 75%以下,带式压滤机脱水后含水率降至 72%以下,污泥减量率达 85%以上,污泥体积减少,方便后续污泥处置。

3) 叠螺脱水机用于水厂排泥水泥渣脱水时,由于泥渣含砂量较高,设备磨损造成性能下降较快,而带式压滤机性能相对稳定。

参考文献

- [1] 童禛恭, 奚志成, 陈文秀, 等. 净水厂沉淀池排泥水直接回用的可行性研究[J]. 应用化工, 2023, 52(2): 646-650.
TONG Z G, XI Z C, CHEN W X, et al. Feasibility study on

direct reuse of sludge water from sedimentation tank in water purification plant[J]. Applied Chemical Industry, 2023, 52(2): 646-650.

- [2] 吴玮, 季倩, 许晓毅, 等. 苏州某自来水厂排泥水处理系统运行优化试验研究[J]. 给水排水, 2022, 48(1): 56-62.
WU W, JI Q, XU X Y, et al. Experimental study on operation optimization of sludge water treatment system in a waterworks in Suzhou[J]. Water & Wastewater Engineering, 2022, 48(1): 56-62.
- [3] 李政伟, 高小涛, 马浩. 净水厂排泥水处理现状及展望[J]. 水处理技术, 2024, 50(6): 15-20.
LI Z W, GAO X T, MA H. Present situation and prospect of water treatment residuals in water purification plant[J]. Technology of Water Treatment, 2024, 50(6): 15-20.
- [4] 笪跃武, 陈焱, 缪绎, 等. 自来水厂排泥水处理浓缩工艺运行优化研究[J]. 给水排水, 2022, 48(s2): 137-142.
DA Y W, CHEN Y, MIAO Y, et al. Study on operation optimization of concentration process of sludge effluent treatment in waterworks[J]. Water & Wastewater Engineering, 2022, 48(s2): 137-142.
- [5] 徐蕾蕾. 自来水厂排泥水处理工艺的探讨[J]. 中华建设, 2024(6): 157-159.
XU L L. Discussion on sludge discharge water treatment technology of waterworks[J]. China Construction, 2024(6): 157-159.
- [6] 胡锋平. 低浓度剩余活性污泥涡凹气浮浓缩工艺研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2004.
HU F P. Study on the process of thickening low concentration excess activated sludge by cavitation air floatation[D]. Chongqing: Chongqing University, 2004.
- [7] 吴雪茜, 郭中权, 毛维东. 生活污水处理厂污泥浓缩技术研究进展[J]. 能源环境保护, 2017, 31(6): 5-8.
WU X Q, GUO Z Q, MAO W D. Research progress of sludge thickening technology in domestic sewage treatment plant[J]. Energy Environmental Protection, 2017, 31(6): 5-8.
- [8] 王丽娜. 高密度沉淀技术在污水强化处理中的试验研究[D]. 济南: 山东建筑大学, 2011.
WANG L N. Experimental study on densadeg technique in enhanced wastewater treatment[D]. Jinan: Shandong Jianzhu University, 2011.

(上接第 153 页)

- [20] WANG H J, ZENG J, DAI R B, et al. Understanding rejection mechanisms of trace organic contaminants by polyamide membranes via data-knowledge cod riven machine learning[J]. Environmental Science & Technology, 2024, 58(13): 5878-5888.

- [21] JIANG Z Y, LIAO E, LI Z, et al. Modeling the global ocean distribution of dissolved cadmium based on machine learning—SHAP algorithm[J]. Science of the Total Environment, 2025, 958: 177951. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2024.177951.