

不同预测模型在水污染问题中的应用综述



殷发金*

西南林业大学机械与交通学院, 云南昆明 650224

摘要: 本文从目前的水污染问题出发, 阐述了当前水污染问题的严重性以及危害性, 并说明了构建与污染问题匹配的水质预测模型的重要性。而后分析了在构建预测模型时数据误差的主要来源。由于不同流域的水污染问题存在不同程度的差异, 所以本文提出了三种目前研究较多的预测模型, 分别是 BP 神经网络预测模型、LSTM (长短期记忆人工神经网络) 预测模型、随机森林算法预测模型, 并分别阐述了每一种模型的优点以及发展现状, 并相互进行对比, 且对每一种模型所适用的水域范围进行了阐明。表明水质预测模型在监测水质中的重要意义, 但不同的水污染流域相匹配的水质预测模型是不一样的, 多种算法相互结合所得出的预测模型能够有更好的预测效果, 最后对水质预测模型在水污染问题的应用中提出了展望。

关键词: 水污染; 神经网络; 水质预测模型; 算法

DOI: [10.57237/j.res.2024.03.001](https://doi.org/10.57237/j.res.2024.03.001)

A Review of Different Predictive Models for Water Pollution Problems

Yin Fajin*

School of Machinery and Transportation, Southwest Forestry University, Kunming 650224, China

Abstract: Starting from the current water pollution problem, this paper describes the seriousness of the current water pollution problem as well as its harm, and explains the importance of constructing a water quality prediction model that matches the pollution problem. And then analyzed the main sources of data errors in the construction of prediction models. Since the water pollution problems in different basins have different degrees of differences, this paper proposes three prediction models that have been researched more than others, namely, BP neural network prediction model, LSTM (Long Short Memory Artificial Neural Network) prediction model, Random Forest Algorithm prediction model, and elaborates on the advantages and the current development status of each model and compares them with each other and explains the scope of water quality prediction model applicable to each model. The scope of each model is clarified. It shows that water quality prediction model has an important role in monitoring water quality, different water pollution basins matching water quality prediction model is not the same, a combination of multiple algorithms with each other to derive the prediction model may have a better prediction effect, and finally puts forward the prospect of water quality prediction modeling in the application of water pollution problems.

Keywords: Water Pollution; Neural Networks; Water Quality Prediction Models; Algorithms

*通信作者: 殷发金, 2233435953@qq.com

1 引言

随着中国经济的持续发展，全国污水排放总量不断增加，2018 年达到 699 亿吨，水污染形势日益严峻。大多数环境水体，如河流、湖泊和溪流，都有具体的质量标准来表明它们的质量。此外，其他应用的水规格也有其标准。例如，灌溉水不能含盐量太高，也不能含有有毒物质，否则会转移到植物或土壤中，从而破坏生态系统。工业用水的水质也根据具体的工业过程要求不同的性质。一些价格低廉的淡水资源，如地表水和地下水，是天然水资源。然而，这些资源可能受到人类工业活动和其他自然过程的污染。因此，快速的工业发展促使水质以令人不安的速度恶化。此外，缺乏公众意识的基础设施和较差的卫生质量严重影响了饮用水的质量[1]。事实上，饮用水污染的后果非常危险，会严重影响健康、环境和基础设施。根据联合国的报告，每年约有 150 万人死于受污染的水引发的疾病。据宣布，在发展中国家，80%的健康问题是由受污染的水引起的。因此，建议新的方法来分析和预测水质（WQ）是非常重要的[2]。建议在预测 WQ 模式时考虑时间维度，以保证对 WQ 季节变化的监测[3]。然而，使用一种特殊的模型变体一起预测 WQ 比使用单一模型获得更好的结果[4, 5]。有几种方法被提出用于 WQ 的预测和建模。这些方法包括统计方法、可视化建模、分析算法和预测算法。为了确定不同水质参数之间的相关性和关系，采用了多元统计技术。地质统计学方法用于过渡概率、多元插值和回归分析。人口的大量增长、工业革命以及化肥和农药的使用对 WQ 环境造成了严重影响[6, 7]。因此，建立水质预测模型对监测水污染有很大的帮助。

关于水质预测模型算法的研究进展，可以从多个角度进行综合分析。近年来，随着人工智能技术的快速发展，特别是深度学习和机器学习算法的应用，水质预测模型的研究取得了显著进展。污水处理预测模型的研究背景在国内外都受到了广泛关注，这主要是因为污水处理对于改善水环境质量、控制水体污染具有重要意义。随着社会的发展和工业化进程的加快，城市污水量急剧增加，对污水处理技术提出了更高的要求。因此，建立有效的污水处理预测模型，以提高污水处理效率和出水水质，对于实现可持续发展具有重要作用。

在国际上，污水处理预测模型的研究起步较早，

早期的研究主要集中在机理模型的建立和优化上。例如，国际水协会（IWA）发布的活性污泥模型（ASM）系列就是这一时期的代表作[8]。这些模型通过对污水处理过程中的生化反应进行数学描述，为污水处理提供了理论基础。随着研究的深入，人们开始关注模型的实际应用效果，尤其是在处理复杂、非线性和不确定性问题上的表现[9]，在中国，污水处理预测模型的研究也取得了一系列进展。研究者们尝试将人工智能技术，如神经网络[10]、支持向量机（SVM）[11]、长短期记忆网络（LSTM）[12]等应用于污水处理过程的预测中，以提高预测的准确性和效率。此外，还有研究通过结合多种算法，如 Stacking 集成思想结合 LSTM、BPNN、SVR、XGBoost、KNN 等算法建立预测模型[13]，以及采用混合模型方法，将机理模型与补偿模型相结合[14]，以期获得更好的预测性能。无论是在中国还是国外，污水处理预测模型的研究都显示出了多样化的趋势。一方面，传统的机理模型仍然是研究的重点，因为它们能够提供污水处理过程的基本理解和指导[8]。另一方面，随着计算机技术和数据科学的发展，基于数据驱动的预测模型，如神经网络和机器学习方法，正在逐渐成为主流。这些模型能够处理大量的数据，捕捉复杂的非线性关系，从而提高预测的准确性和实用性。

总之，污水处理预测模型的研究是一个跨学科领域，涉及环境工程、计算机科学、数据科学等多个学科。未来的研究方向可能包括进一步提高模型的预测精度、降低计算成本、增强模型的泛化能力，以及探索更多适用于特定污水处理场景的模型。同时，随着人工智能技术的不断进步，其在污水处理预测模型中的应用将会更加广泛和深入。

2 水污染预测模型的重要性

水污染预测模型的重要性不容忽视，它们在流域水环境保护、污染控制和应急响应中发挥着至关重要的作用。水污染预测模型能够量化描述整个流域系统及其内部发生的复杂污染过程，识别污染物主要来源和迁移途径，估算污染负荷，并评价其对流域水环境的影响[15]。这些功能为流域规划与管理提供了决策依据，是实现水环境质量改善和保护的基础。水污染

预测模型在应对突发性污染事件中显示出其独特的价值。例如, 简化的一维水质模型能够在缺乏相应资料的情况下快速预测预警突发水污染事故[16], 而基于软测量方法和小波神经网络的动态预警监测模型则能提高异常预警的精确度[17]。这些模型的应用大大提升了应急响应能力, 减少了由水污染引起的潜在危害。

此外, 水污染预测模型还能够为环保部门提供治理河流的有效依据, 如基于马尔可夫链的河流水质污染预测模型能够有效地预测河流水质污染的走势[18]。这对于制定科学合理的水质保护措施, 保护农业灌溉用水等具有重要意义。随着技术的发展, 新的预测模型不断涌现。例如, 基于机器学习的预测模型能够自动评估水质并推断污染水平[19], 这种模型的应用将进一步提高水质监测的效率和准确性。

水污染预测模型在流域水环境保护、污染控制、应急响应以及水质保护措施制定中发挥着不可替代的作用。它们不仅能够提供科学的决策支持, 还能够提高应急响应能力, 保障水资源的安全和可持续利用。因此, 加强水污染预测模型的研究和应用, 对于实现水环境质量的持续改善和保护具有重要意义。

3 预测模型中观测数据误差的主要来源

采样误差: 采样位置对水样代表性的影响显著, 不同的采样点可能导致数据的显著差异。例如, 悬浮颗粒物中的化合物由于在河流横截面内的高变异性, 其采样不确定性较大。此外, 采样频率的不同也会影响到负荷估计的可靠性, 如对于悬浮沉积物, 当使用每周一次的浓度数据时, 所得的负荷估计并不十分可靠[20]。

测量和分析误差: 实验室测量方法中的偏差也是一个重要来源。例如, 玻璃电极组件中参考半电池含有多孔陶瓷类型的液体结, 可能在正常服务条件下产生误导性的 pH 测量值, 这种误差与溶液的离子组成有关[21]。此外, 实验室测量误差的长期和短期变化需要通过统计模型进行校正, 以减少这些误差对水质趋势估计的影响。

输入数据的不确定性: 输入数据的不确定性, 如温度和降雨量的测量误差, 也会影响模拟结果的准确性。例如, 温度测量误差可以用乘数因子 1.3 来描述, 而降雨量测量误差则可以用 $\pm 5\%$ 的误差范围来描述

[22]。此外, 输入数据的地理分辨率也会影响模型参数的不确定性, 不同的地理数据集 (如 DEM、土地利用和土壤图) 对模型参数不确定性的影响各不相同[23]。

模型结构错误和输出数据错误: 即使在考虑了模型结构错误和输出数据错误的情况下, 通过有效的输入修改仍然可以提高模型拟合度, 但其有效性依赖于输入错误模型的准确性和选择[24]。

环境条件的测量误差: 环境条件 (如温度和细沙) 的测量误差会影响生物推断的准确性。通过调整回归模型系数以消除测量误差, 可以改善某些推断模型的预测准确性[25]。

水质模型中观测数据误差的常见来源包括采样误差、测量和分析误差、输入数据的不确定性、模型结构错误和输出数据错误, 以及环境条件的测量误差。

4 预测模型的类型

4.1 BP 神经网络预测模型

关于 BP 神经网络预测水质模型的研究进展, 可以从多个角度进行分析, 包括模型的构建、优化、应用领域以及与其他模型比较等。BP 神经网络因其强大的非线性映射能力和并行处理能力, 在水质预测领域得到了广泛应用。通过结合遥感和 GIS 技术, 利用地面监测数据和 Landsat 8 遥感影像, 可以建立反演水质参数的 BP 神经网络模型, 如密云水库水质参数的反演研究[26]。此外, 为了提高预测精度和速度, 研究者们还探索了使用粒子群算法 (PSO) 优化 BP 神经网络模型 (PSO-BP) 的方法[27], 以及改进粒子群算法优化 BP 神经网络的方法, 这些方法能够有效减小最大相对误差和平均误差, 提高预测精度。

BP 神经网络在水质预测中的应用非常广泛, 包括一些湖泊、河流、海域、和污水处理厂的水质预测等[28]。例如, 洪湖水质指标预测研究[29]、长江水质 COD 预测[30]、西江水质预测研究等[31], 这些研究表明 BP 神经网络模型能够准确预测水质指标, 为水质管理和政策制定提供科学依据。BP 神经网络模型在水质预测方面表现出较高的预测精度和速度, 与一元线性回归模型和灰色预测模型相比具有明显优势。此外, 通过引入改进型 LM-BP 神经网络[32]、自适应遗传 BP 神经网络[33]、Bayesian regularized BP neural network model 等改进型 BP 神经网络模型[34], 可以进一步提高预测精度和效率。图 1 为 BP 神经网络结构图。

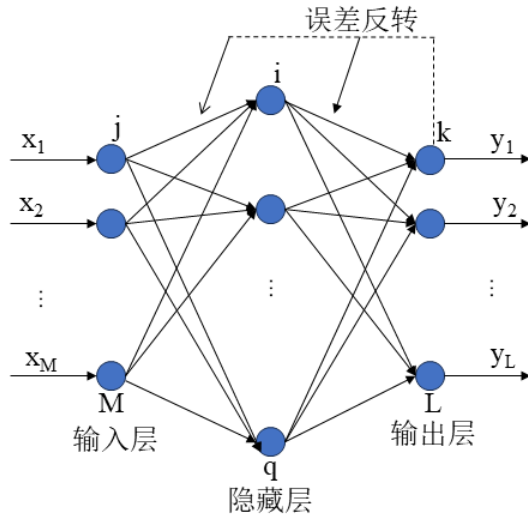


图 1 BP 神经网络图结构图

在水质预测中, BP 神经网络面临的主要挑战包括网络结构的确定、收敛准则的选择、训练速度较慢以及预测精度的问题。以下是针对这些挑战的解决方案:

- (1). 网络结构的确定: 选择合适的网络结构对于提高预测精度至关重要。过度复杂的网络可能会导致过拟合, 即模型在训练数据上表现良好, 但在未知数据上的泛化能力差。可以采用基于验证性能的模型选择方法来优化网络结构。这种方法通过比较不同网络结构的验证结果来选择具有有限隐藏层神经元数量的网络, 从而避免过拟合[35]。
- (2). 收敛准则的选择: 选择合适的收敛准则可以加快训练过程并提高模型的稳定性。常用的收敛准则包括梯度下降法和反向传播算法。在实际应用中, 可以根据具体问题调整学习率, 以达到更快的收敛速度和更高的预测精度[36]。
- (3). 训练速度较慢: BP 神经网络的训练通常需要大量的计算资源和时间, 这限制了其在实时或动态环境中的应用。为了加快训练速度, 可以采用并行计算技术, 如使用 GPU 进行并行训练。此外, 还可以通过改进算法, 如使用随机梯度下降 (SGD) 等变种算法来减少每次迭代所需的计算量。
- (4). 预测精度: 提高预测精度是 BP 神经网络在水质预测中必须解决的问题。可以通过增加训练样本的数量和质量来提高模型的泛化能力。此外, 还可以通过调整网络参数, 如隐藏层的数量和每层的神经元数量, 以及使用正则化技术

来防止过拟合, 从而提高预测精度[37]。

4.2 LSTM 预测模型

LSTM 模型在水质研究中的应用已经取得了显著的进展。LSTM 模型不仅在河流、湖泊和海洋水质预测中表现出了高效的预测能力, 而且通过与其他模型如 CNN、GRU、BP 神经网络等的结合, 进一步提高了预测的准确性和泛化能力。LSTM 模型因其能够处理时间序列数据并捕捉长期依赖关系而被广泛应用于水质预测中。在河流水质预测方面, LSTM 模型已经证明了其优越性。例如, 一项研究利用基于小波分解的 LSTM 时间序列预测模型 (W-LSTM) 对安徽阜南王家坝流域的水质进行预测, 该方法在多种评价指标上均优于传统 LSTM 模型[38]。另一项研究则结合了 ARIMA 和 LSTM 组合模型, 以及 SARIMA 和 LSTM 组合模型, 显著提高了河流水质预测的精度[39]。在海洋水质预测方面, LSTM 模型同样显示出了良好的性能。一项研究使用 LSTM 算法对不同时间段内采集到的海洋水质数据进行分析建模, 以实现对未来海水水质的预测, 与传统的支持向量回归 (SVR) 算法相比, LSTM 取得了更好的拟合效果。

此外, LSTM 模型还被用于智能水产养殖中的水质预测, 这对于及时采取纠正措施以防止生态环境恶化至关重要。研究表明, 基于 LSTM 和 GRU 的深度学习循环神经网络 (DL-RNN) 模型在智能水产养殖水质预测中提供了优越的预测准确性和计算效率[40]。为了进一步提高预测性能, 研究者们还探索了将 LSTM 与其他技术结合的方法。例如, 一项研究提出了一个基于注意力机制的双通道卷积神经网络 (CNN) 和 LSTM 混合模型, 该模型通过强调关键特征来提高水质预测的准确性[41]。另一项研究则采用了变分模态分解 (VMD) 与 LSTM 的结合, 以减少噪声干扰并提高 DO 和 TP 指标的预测精度[42]。

总之, LSTM 模型及其与其他模型的结合在水质预测领域已经展现出了强大的潜力和广泛的应用前景。通过不断的技术创新和模型优化, LSTM 模型有望在环境管理和保护问题中发挥更加重要的作用。

LSTM 主要由三个门控逻辑 (输入、遗忘和输出) 实现。如图 2 所示, 门控可以看作一层全连接层, LSTM 对信息的存储和更新正是由这些门控来实现的。这里分别使用 i 、 f 、 o 来表示输入门、遗忘门和输出门, \odot 表示对应元素相乘, W 和 b 分别表示网络的权重矩阵

与偏置向量。

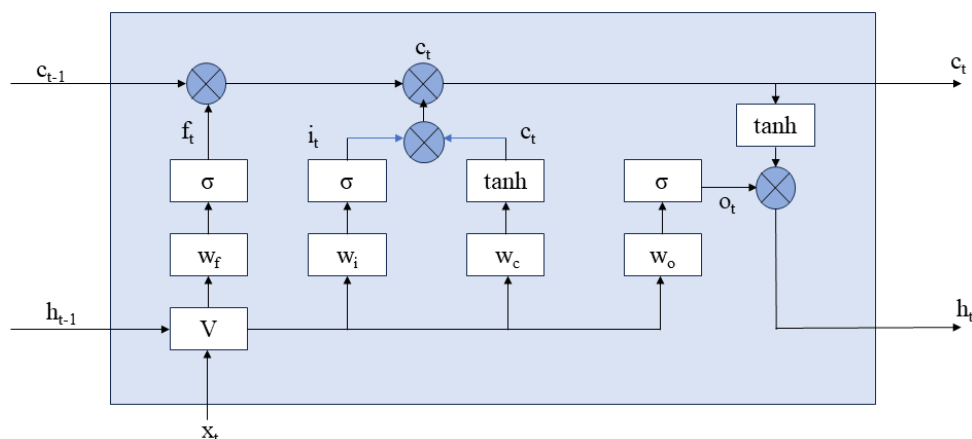


图 2 LSTM 网络结构图

LSTM 模型在水质预测中的最新进展主要体现在以下几个方面：

- (1). 结合其他算法提升预测精度：近年来，研究者们尝试将 LSTM 与其他深度学习或传统算法结合，以提高水质预测的准确性和泛化能力。例如，CNN-LSTM 结合模型被用于模拟水位和水质，其中 CNN 用于模拟水位，而 LSTM 用于水质预测，显示出良好的性能[43]。此外，还有研究通过灰色关联分析增强的 LSTM (GRA-LSTM) 算法来预测饮用水质量，该方法在减少预测误差方面表现出色[44]。
- (2). 应用于未监测流域的水流预测：LSTM 模型也被广泛应用于全球未监测流域 (PUB) 的水流预测中。通过优化数据整合策略和考虑流域间的水文相似性，GHM 强化的 LSTM 模型在未监测流域的水文预测中取得了显著改进[45]。
- (3). 多参数和多指标的综合预测：随着工业化的发展，水质监测变得尤为重要。研究者们开发了基于 EEMD-LSTM-SVR 的组合预测方法，该方法通过模态分解、LSTM 预测和重构，最终采用支持向量回归 (SVR) 进行预测，有效提高了水质预测的精度[46]。
- (4). 对比传统模型的优势：与传统的时间序列模型如 AR 模型相比，LSTM 模型在长期时间序列的预测中表现出更好的性能。这表明 LSTM 在处理复杂的非线性和长期依赖问题时具有明显的优势[47]。
- (5). 随机森林与 LSTM 的结合：为了进一步提高

水质预测的精度，有研究采用了随机森林 (RF) 算法筛选关键特征，并与 LSTM 结合使用，形成 RF-LSTM 模型。这种结合模型在多个水质指标的预测中均显示出较高的决定系数和泛化能力[48]。

4.3 随机森林算法预测模型

随机森林算法在水质预测和评价领域的应用已经取得了显著的进展。这种算法因其高效性、稳定性以及对异常值的容忍度而被广泛使用。首先，随机森林模型已被成功应用于地下水水质评价，如在安阳市的研究中，该模型不仅能准确评价水质，还显示出较高的训练效率和稳定性[49]。此外，随机森林也被用于地表水的质量预测与评价，例如在河南地区的研究中，该模型能够准确预测主要污染物指标，并作为水质评价的一种方法[50]。在具体的水质监测指标预测方面，随机森林算法同样表现出色。例如，在南京市秦淮新河的研究中，通过利用该算法，可以有效预测水质监测指标，从而降低监测成本。此外，对于特定的水质参数如 COD (化学需氧量)，改进的随机森林模型能够实现快速且准确的预测，这对于解决传统测量方法耗时的问题具有重要意义[51]。

随机森林算法还被应用于更广泛的水质评价研究中，如在唐山市的研究中，该算法帮助分析了水质统计特征和空间格局，为水质评价提供了科学依据[52]。此外，随机森林模型也被用于需水预测，显示出较高的精度，这对于水资源管理具有实际意义[53]。

总结来说，随机森林算法在水质预测和评价领域

的应用已经非常成熟，其高效性、准确性和适应性使其成为这一领域内一个非常有力的工具。未来的研究可以进一步探索该算法在不同类型水体和不同污染物的

预测能力，以及如何结合其他先进技术进一步提高预测的准确性和效率。

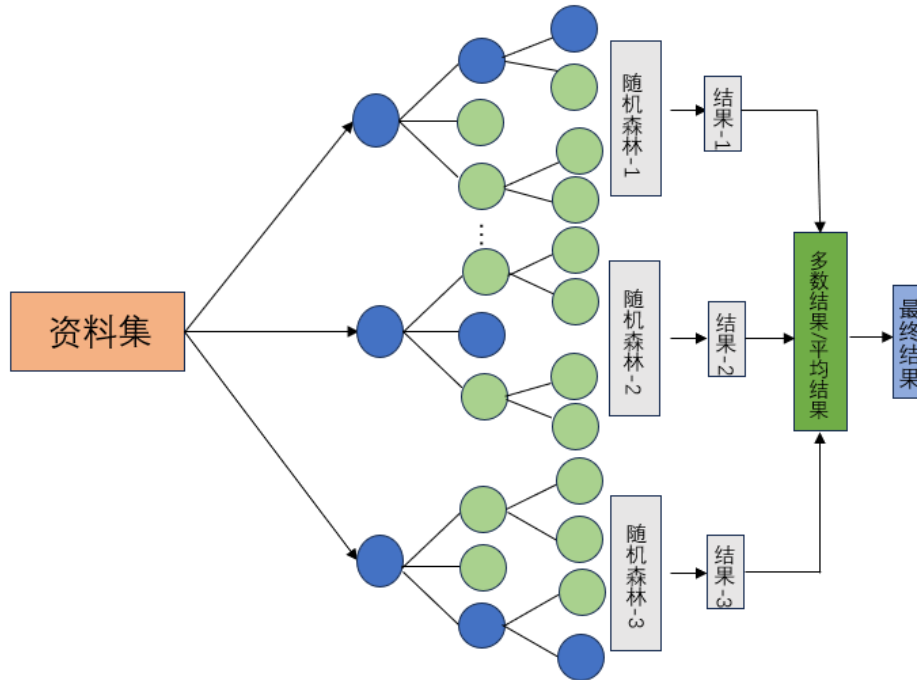


图3 随机森林网络结构图

随机森林算法在水质预测中的最新进展主要体现在以下几个方面：

- (1). 多参数和多数据源的综合应用：随机森林算法已被成功应用于利用多种水质参数（如温度、pH 值、电导率等）来预测内陆水体和近岸海水的总氮浓度和盐度。这种方法不仅提高了预测的准确性，还扩展了其在不同类型水体中的适用性[54]。
- (2). 与其他机器学习技术的集成：随机森林算法也被用于与其他机器学习技术如额外树回归（ETR）、梯度提升回归（GBR）、XGBoost 以及 Adaboost 等进行混合，以提高预测模型的性能。例如，在香港林村河的水质指数预测中，Stacking 混合模型显示出最优的性能[55]。
- (3). 环境信号的优化整合：在水产鱼类预测中，随机森林算法结合“滑动窗口”方法，有效地选择了相关预测因子和最佳时间窗口，这表明随机森林可以有效地处理复杂的环境因素，以评估生物资源[56]。
- (4). 深度学习技术的融合：虽然深度学习技术如长

- 短期记忆网络（LSTM）在水文预测中表现出色，但随机森林算法仍然在水质预测中占有一席之地，尤其是在需要处理大量非线性数据时。例如，一项研究提出了一个基于信号分解和集成深度学习技术的混合模型，用于预测河流水质，这表明随机森林可以与现代深度学习技术相结合，以提高预测的准确性和泛化能力[57]。
- (5). 参数优化和模型改进：随机森林算法的参数，如决策树的数量和每个节点考虑的属性数量，对模型的性能有显著影响。通过优化这些参数，可以进一步提高水质预测的精度和效率[58, 59]。

总结来说，随机森林算法在水质预测领域的最新进展包括其与其他先进算法的集成应用、对环境信号的优化处理、与深度学习技术的融合，以及通过参数优化来提升模型性能。

5 结论

通过对不同的水质预测模型进行介绍和分析，得出水质预测模型在流域水环境保护、污染控制、应急

响应措施中的重要意义, 但不同的水污染流域需要构建不同的水质预测模型, 其中 BP 神经网络预测模型主要应用于一些湖泊、河流、海域、和污水处理厂的水质预测等, 在河流水质预测方面; LSTM 预测模型在海水, 水产养殖中应用较多; 随机森林算法预测模型在地下水, 地表水, 水质监测指标预测中的精度较高。并且多种算法相互结合能提高预测模型的准确性和泛化能力。

6 展望

水质预测模型的重要性不可小视, 随着水污染污染的问题越来越严重, 水质预测模型能够检测水质, 能够保护水生态环境。不同的水域所适配的模型是不一样的, 所以水质预测模型的研究技术不仅需要技术创新, 还需要完善相关的编撰体系和规范建设。通过建立全流程、多层次的水质监测预警技术标准, 可以提升水质监测预警技术能力, 确保监测数据的准确性和可靠性。未来水质预测模型的研究还将继续朝着智能化、自动化方向发展。深度学习技术将在水质预测中发挥更大的作用, 特别是在处理复杂的非线性问题和时序性数据方面。水质预测模型的研究需要跨学科的融合与创新。通过结合水文学、生态学、化学等多个学科的知识, 可以更全面地理解和预测水质变化趋势。

综上所述, 水质预测模型的研究展望广阔, 未来的发展将依赖于技术创新、多种模型的综合应用、物联网技术的应用、标准体系与规范建设、政策支持与资金投入以及跨学科融合与创新等多方面的努力。通过这些措施, 可以进一步提升水质预测模型的预测精度和应用效果, 为水资源管理和维护提供更加科学、有效的技术支撑。

参考文献

- [1] Zeilhofer P, Zeilhofer L V A C, Haroim E L, et al. GIS applications for mapping and spatial modeling of urban-use water quality: a case study in District of Cuiabá Mato Grosso, Brazil [J]. *Cadernos de saude publica*, 2007, 23(4): 875-884.
- [2] Aldhyani T H H, Al-Yaari M, Alkahtani H, et al. Research Article Water Quality Prediction Using Artificial Intelligence Algorithms [J]. 2020.
- [3] Farrell-Poe K, Payne W, Emanuel R. *Water Quality & Monitoring*, University of Arizona Repository, 2000 [J].
- [4] T. Taskaya-Temizel and M. C. Casey, "A comparative study of autoregressive neural network hybrids," *Neural Networks*, vol. 18, no. 5-6, pp. 781-789, 2005.
- [5] Babu C N, Reddy B E. A moving-average filter based hybrid ARIMA-ANN model for forecasting time series data [J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 23: 27-38.
- [6] M. M. S. Cabral Pinto, C. M. Ordens, M. T. Condesso de Melo et al., "An inter-disciplinary approach to evaluate human health risks due to long-term exposure to contaminated groundwater near a chemical complex," *Exposure and Health*, vol. 12, no. 2, pp. 199-214, 2020.
- [7] Cabral Pinto M M S, Marinho-Reis A P, Almeida A, et al. Human predisposition to cognitive impairment and its relation with environmental exposure to potentially toxic elements [J]. *Environmental Geochemistry and Health*, 2018, 40: 1767-1784.
- [8] Daigger G T. A practitioner's perspective on the uses and future developments for wastewater treatment modelling [J]. *Water Science and Technology*, 2011, 63(3): 516-526.
- [9] 汪锐, 余雅丹, 潘志成, 等. 模拟预测模型在污水处理中的应用: 现状与挑战 [J]. *水处理技术*, 2022, 48(06): 20-23+29. <https://doi.org/10.16796/j.cnki.1000-3770.2022.06.004>.
- [10] 陆超, 张峻, 赵俊. 基于神经网络的污水处理厂水质预测模型 [J]. *净水技术*, 2013, 32(4): 100-105.
- [11] 连晓峰, 李晓婷, 潘峰. 机理模型与补偿模型相结合的污水处理工艺出水指标软测量预测模型研究 [J]. *计算机与应用化学*, 2013, 30(10): 1143-1147.
- [12] 邹可可, 李中原, 穆小玲. 基于 LSTM GRU 的污水水质预测模型研究 [J]. *能源与环保*, 2021, 43(12): 59.
- [13] 姚怡帆, 荆玉姝, 王丽艳, 等. 基于集成模型的污水处理厂出水总氮预测方法 [J]. *工业水处理*, 2023, 43(09): 187-194. <https://doi.org/10.19965/j.cnki.iwt.2022-1036>.
- [14] 史鹏涛, 王璟德, 王健红. 基于混合模型的污水处理过程建模的研究 [J]. *计算机仿真*, 2020, 37(08): 188-191+408.
- [15] 应用研究综述 [J]. *应用生态学报*, 2013, 24(10): 3012-3018. <https://doi.org/10.13287/j.1001-9332.2013.0479>.
- [16] 陈鼎豪, 郑文丽, 王骥, 等. 简化一维水质模型在突发水污染事故模拟预测中的应用 [J]. *环境工程学报*, 2021, 15(10): 3199-3203.
- [17] 史斌. 水污染动态预警监测模型构建与应急处置工程风险分析 [D]. 哈尔滨工业大学, 2018.
- [18] 王腾, 熊仲华, 杜庆治, 等. 基于马尔可夫链的河流水质污染预测模型研究 [J]. *安徽农业科学*, 2015, 43(27): 209-211. <https://doi.org/10.13989/j.cnki.0517-6611.2015.27.076>.

- [19] Xu X, Lai T, Jahan S, et al. A machine learning predictive model to detect water quality and pollution [J]. *Future Internet*, 2022, 14(11): 324.
- [20] Rode M, Suhr U. Uncertainties in selected river water quality data [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2007, 11(2): 863-874.
- [21] Illingworth J A. A common source of error in pH measurements [J]. *Biochemical Journal*, 1981, 195(1): 259-262.
- [22] Patil A, Deng Z Q. Input data measurement-induced uncertainty in watershed modeling [J]. *Hydrological sciences journal*, 2012, 57(1): 118-133.
- [23] Camargos C, Julich S, Houska T, et al. Effects of input data content on the uncertainty of simulating water resources [J]. *Water*, 2018, 10(5): 621.
- [24] Wu X, Marshall L, Sharma A. Quantifying input uncertainty in the calibration of water quality models: reshuffling errors via the secant method [J]. *Hydrology and Earth System Sciences Discussions*, 2020, 2020: 1-26.
- [25] Yuan L L. Effects of measurement error on inferences of environmental conditions [J]. *Journal of the North American Benthological Society*, 2007, 26(1): 152-163.
- [26] 马丰魁, 姜群鸥, 徐黎丹, 等. 基于 BP 神经网络算法的密云水库水质参数反演研究 [J]. *生态环境学报*, 2020, 29(3): 569.
- [27] 高峰, 冯民权, 滕素芬. 基于 PSO 优化 BP 神经网络的水质预测研究 [J]. *安全与环境学报*, 2015, 15(4): 338-341.
- [28] 李海涛, 王博睿. 基于粒子群算法优化的 BP 神经网络在海水水质评价中的应用 [J]. *海洋科学*, 2020, 44(6): 31-36.
- [29] 张青, 王学雷, 张婷, 等. 基于 BP 神经网络的洪湖水水质指标预测研究 [J]. *湿地科学*, 2016, 14(2): 212-218.
- [30] 郭庆春, 郝源, 李雪, 等. BP 神经网络在长江水质 COD 预测中的应用 [J]. *计算机技术与发展*, 2014, 24(4): 235-238.
- [31] 纪广月. 基于改进粒子群算法优化 BP 神经网络的西江水质预测研究 [J]. *水动力学研究与进展 (A 辑)*, 2020, 35(05): 567-574. <https://doi.org/10.16076/j.cnki.cjhd.2020.05.003>.
- [32] 华祖林, 钱蔚, 顾莉. 改进型 LM-BP 神经网络在水质评价中的应用 [J]. *水资源保护*, 2008, 24(4): 22-25.
- [33] 王李, 刘志斌, 常欢. 自适应遗传 BP 神经网络在水质预测中应用 [J]. *微计算机信息*, 2011, 27(4): 230-231.
- [34] Xu M, Zeng G, Xu X, et al. Application of Bayesian regularized BP neural network model for analysis of aquatic ecological data—a case study of chlorophyll-a prediction in Nanzui water area of Dongting Lake [J]. *Journal of Environmental Sciences*, 2005, 17(6): 946-952.
- [35] Gaume E, Gosset R. Over-parameterisation, a major obstacle to the use of artificial neural networks in hydrology? [J]. *Hydrology and Earth System Sciences*, 2003, 7(5): 693-706.
- [36] 刘国东, 丁晶. BP 网络用于水文预测的几个问题探讨 [J]. *水利学报*, 1999 (1): 65-70.
- [37] Fernandes A, Chaves H, Lima R, et al. Draw on artificial neural networks to assess and predict water quality [C] // *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. IOP Publishing, 2020, 612(1): 012028.
- [38] 孙铭, 魏守科, 王莹洁, 等. 基于小波分解的 LSTM 水质预测模型 [J]. *计算机系统应用*, 2020, 29(12): 55-63.
- [39] 李彦杰, 贺鹏飞, 冯巍巍, 等. 基于 LSTM 模型的海洋水质预测 [J]. *计算机与数字工程*, 2020, 48(2): 437-441.
- [40] Gandh D R, Haq K P R A, Harigovindan V P, et al. LSTM and GRU based Accurate Water Quality Prediction for Smart Aquaculture [C] // *Journal of Physics: Conference Series*. IOP Publishing, 2023, 2466(1): 012027.
- [41] Liu Y, Liu P, Wang X, et al. A study on water quality prediction by a hybrid dual channel CNN-LSTM model with attention mechanism [C] // *International Conference on Smart Transportation and City Engineering 2021*. SPIE, 2021, 12050: 797-804.
- [42] Tao D, Yang Y, Cai Z, et al. Application of vmd-lstm in water quality prediction [C] // *Journal of Physics: Conference Series*. IOP Publishing, 2023, 2504(1): 012057.
- [43] Baek S S, Pyo J, Chun J A. Prediction of water level and water quality using a CNN-LSTM combined deep learning approach [J]. *Water*, 2020, 12(12): 3399.
- [44] Tian X, Wang Z, Taalab E, et al. Water quality predictions based on grey relation analysis enhanced LSTM algorithms [J]. *Water*, 2022, 14(23): 3851.
- [45] Tang S, Sun F, Liu W, et al. Optimal postprocessing strategies with LSTM for global streamflow prediction in ungauged basins [J]. *Water Resources Research*, 2023, 59(7): e2022WR034352.
- [46] 项新建, 许宏辉, 谢建立, 等. 基于 VMD-TCN-GRU 模型的水质预测研究 [J]. *Yellow River*, 2024, 46(3).
- [47] Wu X. Water quality prediction based on AR and LSTM model [C] // *Journal of Physics: Conference Series*. IOP Publishing, 2023, 2580(1): 012019.
- [48] 郝玉莹, 赵林, 孙同, 等. 基于 RF-LSTM 的地表水体水质预测 [J]. *水资源与水工程学报*, 2021, 32(6): 41-48.

- [49] 闫佰忠, 孙剑, 安娜. 基于随机森林模型的地下水水质评价方法 [J]. 水电能源科学, 2019, 37(11): 66-69.
- [50] 胡悦, 范小娟. 基于随机森林算法的河南地区地表水水质预测与评价 [J]. 广东水利水电, 2023, (07): 81-85.
- [51] 王涌, 陆卫, 左楚涵, 等. 基于改进随机森林模型的水质 BOD 快速预测研究 [J]. 传感技术学报, 2021, 34(11): 1482-1488.
- [52] 王雪. 基于随机森林算法的唐山市水质评价 [J]. 水利技术监督, 2018, (05): 173-176.
- [53] 王盼, 陆宝宏, 张瀚文, 等. 基于随机森林模型的需水预测模型及其应用 [J]. 水资源保护, 2014, 30(1): 34-37.
- [54] Xu J, Xu Z, Kuang J, et al. An alternative to laboratory testing: Random forest-based water quality prediction framework for inland and nearshore water bodies [J]. *Water*, 2021, 13(22): 3262.
- [55] 谷志新, 郭宇. 基于混合集成学习算法的香港林村河水质指标预测 [J]. 水电能源科学, 2022.
- [56] Smoliński S. Incorporation of optimal environmental signals in the prediction of fish recruitment using random forest algorithms [J]. *Canadian journal of fisheries and aquatic sciences*, 2019, 76(1): 15-27.
- [57] Dong J, Wang Z, Wu J, et al. A water quality prediction model based on signal decomposition and ensemble deep learning techniques [J]. *Water Science & Technology*, 2023, 88(10): 2611-2632.
- [58] 张颖, 高倩倩. 基于随机森林分类算法的巢湖水质评价 [J]. 环境工程学报, 2016, 10(02): 992-998.
- [59] 辛辰, 刘鸿斌. 预测造纸废水出水指标的随机森林建模方法 [J]. 中国造纸, 2019, 38(08): 57-62.