

# 水位 AI 智能预报中的实时数据处理与模型更新方法

李吉涛

湖北省水文水资源应急监测中心, 湖北 武汉 430079

**[摘要]** 水位预报是水资源管理中的重要环节, 尤其在防洪、灌溉与水库管理中, 准确的水位预测对决策制定至关重要。传统的水位预报方法通常依赖于物理模型和线性假设, 但这些方法在应对复杂的水文环境和非线性数据时往往表现不足。随着人工智能 (AI) 技术的快速发展, 尤其是机器学习和深度学习的应用, 水位预报的精度和时效性得到了显著提升。AI 算法能够通过自动学习历史数据中的规律, 克服传统模型的局限, 实现对水位变化的高精度预测。同时, 实时数据的获取和处理成为提升水位预测系统性能的关键。文中将探讨 AI 算法在水位预报中的应用, 实时数据处理与模型更新方法, 及其在实际水文环境中的应用前景。

**[关键词]** 水位预报; AI 算法; 实时数据处理; 机器学习; 模型更新

DOI: 10.33142/sca.v7i12.14730

中图分类号: TV221

文献标识码: A

## Real Time Data Processing and Model Updating Methods in AI Intelligent Water Level Forecasting

LI Jitao

Hubei Hydrological and Water Resources Emergency Monitoring Center, Wuhan, Hubei, 430079, China

**Abstract:** Water level forecasting is an important part of water resource management, especially in flood control, irrigation, and reservoir management. Accurate water level forecasting is crucial for decision-making. Traditional water level forecasting methods often rely on physical models and linear assumptions, but these methods often perform poorly in dealing with complex hydrological environments and nonlinear data. With the rapid development of artificial intelligence (AI) technology, especially the application of machine learning and deep learning, the accuracy and timeliness of water level forecasting have been significantly improved. AI algorithms can overcome the limitations of traditional models and achieve high-precision prediction of water level changes by automatically learning patterns from historical data. Meanwhile, the acquisition and processing of real-time data have become key to improving the performance of water level prediction systems. The article will explore the application of AI algorithms in water level forecasting, real-time data processing and model updating methods, and their prospects in practical hydrological environments.

**Keywords:** water level forecast; AI algorithm; real time data processing; machine learning; model updating

### 引言

水位预报在水文领域中的应用价值不言而喻, 它在防洪、灌溉、水资源管理及环境保护等多个领域发挥着至关重要的作用。传统的水位预测方法, 尽管在处理简单情形时能够达到一定的准确性, 依然依赖于水文公式与线性模型。然而, 面对复杂的非线性关系, 这些方法的局限性逐渐显现出来。近年来, 随着人工智能技术, 尤其是机器学习与深度学习的迅猛发展, 水位预报的准确性得到了显著提升。通过从大量历史数据中提取潜在规律, AI 算法能够识别传统模型未能捕捉的非线性关系, 从而有效优化预测效果。同时, 实时数据采集技术的进步, 尤其是物联网与卫星遥感技术的发展, 使得水位变化得以进行实时监控, 为水位预报提供了更为精确与及时的数据支持。结合人工智能技术与实时数据的优势, 水位预报的预测能力得到了前所未有的提升, 尤其是在面对气候变化与流域特征波动时, AI 模型展现出了极强的适应性。随着技术的持续发展, 未来 AI 将在水位预报中扮演越来越重要的角色, 推动水位预报领域的创新与突破。

### 1 AI 算法在水位预报中的应用前景

随着人工智能 (AI) 技术, 尤其是机器学习与深度学习的迅速发展, AI 在水位预报中的应用前景愈加广阔。水位预报是一个涉及多个因素、具有复杂时序特征的问题。虽然传统水文模型可提供预测结果, 但由于其依赖于线性假设, 复杂的非线性关系通常难以捕捉, 从而导致预测精度受限。AI 算法能够从历史水位及气象数据中提取潜在规律, 自动识别影响水位变化的深层次因素, 进而克服传统模型的不足。模式识别通过机器学习的训练进行, 训练结果能够为预测提供高精度的支持。AI 算法的自学习能力, 使得模型能够根据新数据实时更新, 进一步提升了预测的时效性与准确性<sup>[1]</sup>。对于极端天气及突发水文灾害, AI 模型能够迅速调整并优化预报结果, 为决策提供更为精确的支持。

### 2 AI 算法在水位预报中的应用原理

AI 算法在水位预报中通过对历史水位与气象等数据的处理, AI 能够揭示潜在规律, 精确预测未来水位变化。机器学习通过对数据进行训练, 构建预测模型, 识别其中

的非线性关系。支持向量机 (SVM)、随机森林 (RF) 与决策树等方法, 能够有效克服传统线性模型的局限, 发现数据中的复杂模式。深度学习则借助多层神经网络, 进一步提高预测的精度。深度神经网络 (DNN)、卷积神经网络 (CNN) 与循环神经网络 (RNN) 等方法, 尤其适用于水位预测中的时序数据, 它们通过自动提取数据特征, 增强了模型在处理复杂关系时的能力。AI 在水位预报中的应用, 包括数据预处理、特征提取、模型训练及预测结果的优化。数据预处理通过去噪与归一化等手段, 提升了数据质量; 特征提取则通过关键变量的提取, 增强了模型的预测能力; 训练阶段, 通过对历史数据的学习, 模型得到了优化; 最后, 在后处理阶段, 预测结果被调整, 以确保其准确性与实际应用中的可操作性。

### 3 水位智能预报中的实时数据处理技术

#### 3.1 实时数据采集技术

实时数据采集构成了水位智能预报的基础, 自动化监测站、卫星遥感技术及气象数据站等技术被广泛应用于水位、降水量及气温等多种信息的实时采集, 为预报模型提供了全面的数据支持。自动化监测站通过传感器将水位数据实时传输, 卫星遥感技术则在广阔区域监测中发挥着重要作用, 尤其是在难以到达的地区<sup>[2]</sup>。气象数据站则提供降水量、气温等信息, 从而增强了预报的准确性。随着物联网技术的发展, 实时数据采集的精度与覆盖范围得到了显著提高。尤其是边缘计算的应用, 使得数据在传输之前能进行初步处理, 极大减少了延迟, 提高了时效性。

#### 3.2 数据清洗与预处理方法

由于实时数据通常存在噪声、缺失值或异常点, 这些因素会直接影响模型的预测精度。因此, 数据清洗与预处理成为保证数据质量的关键步骤。常见的处理方法包括: 去噪处理: 中值滤波或卡尔曼滤波技术常用于去除噪声, 保证数据的平滑性。缺失值填补: 插值或回归方法可用于填补缺失的数据, 避免其对模型训练的负面影响。数据标准化: 对不同数据源进行标准化或归一化处理, 从而消除尺度差异, 使得模型能够统一处理。特征工程也是数据预处理的关键环节。通过筛选出与水位变化密切相关的特征变量, 能有效提高模型的预测能力。降水量、气温等因素被认为是水位变化的重要因素, 合理选择并加以利用, 有助于提高预报精度。

#### 3.3 数据质量监控与异常检测

在实时数据采集的过程中, 数据质量波动可能会影响预报的可靠性, 因此, 建立数据质量监控与异常检测机制尤为重要。异常检测方法通常分为基于规则的检测与基于机器学习的检测。基于规则的方法通过设定阈值, 能够快速识别明显的异常数据, 然而在面对复杂数据时, 适应性较差。与此相比, 机器学习方法能够从历史数据中学习正常模式, 适应数据的变化, 并有效识别潜在的异常。

#### 3.4 实时数据处理的挑战与解决方案

实时数据处理面临着许多挑战, 随着水位监测站点的增加, 数据量呈指数增长, 如何高效地处理这些数据成为一大难题。分布式计算框架 (如 Hadoop、Spark) 可通过将任务分配到多个节点并行处理, 大幅提升数据处理效率<sup>[3]</sup>。流处理技术 (如 Apache Flink、Storm) 则支持对持续流入的数据进行实时处理, 确保了实时性。随着 5G 技术的应用, 数据传输的速度得到了进一步提升, 这有助于降低延迟并保证数据处理的高效性。

#### 3.5 水位数据的时效性与准确性保障

水位智能预报系统的成功依赖于数据的时效性与准确性, 通过实时数据流处理技术, 可以确保采集到的数据及时融入预测模型, 从而提升预报的时效性。在此过程中, 多模型融合与集成学习的应用, 显著提高了预测的准确性。通过将不同模型的结果结合在一起, 可以有效降低单一模型可能带来的偏差, 增强整体预测的稳定性。结合物理模型与数据驱动模型的优势, 能够确保在面对不同数据模式时, 模型具有较强的适应能力, 从而提高了鲁棒性与准确性。

### 4 基于 AI 的水位预测模型构建与优化

#### 4.1 传统水位预测模型与 AI 算法对比

传统的水位预测模型, 如自回归积分滑动平均 (ARIMA) 模型和线性回归模型, 假设水位变化遵循固定的线性规律, 然而实际情况中, 水位的变化往往受到多种复杂因素的影响, 如气候变化和极端天气事件。相比之下, AI 算法, 尤其是深度学习, 通过无须依赖事先假设的方式, 从数据中自动学习潜在的非线性关系, 这使得它们能够更好地描述水位的波动模式。

#### 4.2 基于机器学习的水位预测模型

机器学习算法, 如支持向量机 (SVM) 和随机森林 (RF), 在水位预测中得到了广泛应用。这些算法能够通过历史数据的训练, 自动识别数据中的潜在规律, 并进行有效的预测。SVM 通过寻找最佳超平面, 处理非线性问题, 能够提高预测的准确性; 而 RF 则通过集成多棵决策树的预测结果, 减少模型的方差, 有效防止过拟合, 从而增强了预测的稳定性。

#### 4.3 神经网络与深度学习在水位预测中的应用

深度神经网络 (DNN) 与长短期记忆网络 (LSTM) 在水位预测中的应用表现出了显著优势。DNN 通过多层次的学习结构提取数据中的高级特征, 能够捕捉水位变化中的复杂模式。LSTM, 作为一种针对长时间序列数据的特殊神经网络架构, 能够解决传统神经网络在长期依赖问题中的梯度消失现象, 从而提高预测精度。深度学习的优势在于能够自动学习数据的特征, 避免了人工特征选择的复杂性。通过充分挖掘数据中的时序关系, 深度学习算法在长时间序列和多维数据的处理上表现出了优越性, 能够大幅度提升预测的准确性。

#### 4.4 模型训练与调优

模型的训练与调优是提高水位预测精度的关键步骤。交叉验证、网格搜索与随机搜索等方法被广泛应用于模型的优化过程。交叉验证通过多次划分数据集，验证模型的泛化能力；网格搜索与随机搜索则尝试多种超参数组合，优化模型的表现，以避免过拟合问题。这些方法在支持向量机、随机森林和神经网络等算法中都得到了有效应用，它们通过对超参数的调节，使模型在未知数据上的表现更加稳健，进而提高了预测精度。

#### 4.5 模型优化的关键技术与方法

优化水位预测模型时，特征选择、模型集成与正则化技术在提升预测精度中扮演着至关重要的角色。在水位预测任务中，涉及的数据变量众多，冗余特征可能会影响模型的性能。特征选择方法如递归特征消除（RFE）和 L1 正则化，能够有效去除无关或冗余特征，提高模型计算效率，同时提升精度。集成学习方法通过将多个模型的预测结果进行组合，从而提高预测的稳定性和准确性。Bagging、Boosting 和 Stacking 等方法通过降低单一模型的偏差，增强了整体预测效果。正则化技术是防止过拟合的有效手段，确保模型在训练数据和未知数据上都有良好表现。L2 正则化和 Dropout 等方法通过控制模型的复杂度，提升了模型的泛化能力。

### 5 实时数据与模型更新方法

智能水位预报系统的发展使得实时数据的获取与处理变得愈发重要。在预测模型的精度和适应性方面，实时数据更新发挥着至关重要的作用。随着环境条件的变化，通过及时引入最新的数据，模型得以避免因长期未更新而引发的预测误差。

#### 5.1 实时数据更新对预测模型的影响

对预测模型的影响，水位的变化受多种因素影响，如气候、降水量及流域特征，而这些因素会随时间而变化。如果模型未能及时更新，预测误差则难以避免。因此，定期更新模型，确保融入最新的环境数据，是确保模型预测准确的必要措施。只有这样，模型才得以真实反映当前的环境状况。实时数据的更新不仅能提高预测的准确性，还能提升响应速度，使得模型在实际应用中保持高度的有效性。没有及时更新的模型可能会失去其原有的预测能力，进而影响系统的整体性能。

#### 5.2 模型更新策略与方法

在选择合适的模型更新策略时，增量学习在无需完全重训的情况下，便可通过引入新数据对现有模型进行调整。这样一来，不仅大大减少了计算成本，还避免了模型复杂度的过度增加。相较而言，批量更新则在数据量达到一定量后，一次性对模型进行全面优化。虽然批量更新计算量较大，但能在更广泛的时间范围内，对模型进行深度优化<sup>[4]</sup>。根据应用场景和数据更新频率的不同，选择合适的更

新策略对模型性能的保持至关重要。

#### 5.3 增量学习与在线学习算法

在实时数据的更新过程中，增量学习通过逐步引入新数据进行调整，而无需重新训练整个模型，从而有效降低了计算开销，并避免了因历史数据的积累而导致模型的复杂化。而在线学习算法则能够在数据持续流入的情况下实时调整模型，以适应环境的变化。这种算法的优势在于其对实时变化的快速响应能力，尤其适用于需要快速做出预测的应用场景，例如水位预报。应用增量学习与在线学习方法，不仅能够提高模型的适应性，还能有效避免因历史数据过多导致的计算负担。

#### 5.4 模型自适应与动态调整技术

自适应能力是水位预测模型必备的特性。在气候变化、流域环境波动等因素影响下，模型需要具备灵活性，以确保其预测结果与实际情况一致。动态调整技术的引入，使得模型能够根据实时误差对自身进行修正，从而提高预测的准确性。例如，模型可以根据实时数据调整学习率或改变模型结构，使得在各种复杂环境下保持较高的预测精度。通过这些自适应与动态调整手段，模型的稳定性和适应性得到了极大增强，确保了其在应对突发变化时的有效性。

#### 5.5 实时数据处理与模型更新的集成方法

数据处理环节，包括采集、清洗和特征提取等，与模型更新过程必须同步进行，以避免数据更新的滞后影响模型性能。集成方法能够使得数据的处理与模型更新紧密结合，每当数据更新时，模型能够立即调整，从而确保预测的准确性与时效性。通过高效的集成方式，模型不仅能够在短时间内进行调整，还能在数据变化时及时响应，确保系统的可靠性与预测能力。

### 6 结语

极端天气事件的增加与气候变化的持续影响，使得水位预报在各类决策支持系统中的地位愈发重要。传统水文模型虽能够提供一定的预测支持，但在应对复杂非线性关系时，其准确性与适用性逐渐受到限制。相比之下，人工智能，尤其是机器学习与深度学习技术，通过对历史数据的深度分析与挖掘，能够揭示出传统模型未能识别的潜在规律，从而显著提高了水位预报的准确性。此外，实时数据采集技术，特别是物联网与遥感技术的广泛应用，使得水位变化的监测更加及时，极大增强了预报系统的时效性与可靠性。结合自动更新与模型调整机制，水位预报系统在洪水防控、流域管理及灾害预警等领域的应用前景极为广阔。随着 AI 技术不断进步，水位预测的精度与适应性将持续提升，预计未来将通过增量学习与动态调整机制，实现对水位预报模型的优化与升级。水位预报技术的发展，不仅将推动水资源管理与环境保护的进步，还将在应对极端气候与自然灾害的挑战中发挥越来越重要的作用。



[参考文献]

[1]鲁青,张国学,史东华,等.基于 AI 智能影像识别技术的流量实时在线监测集成与应用[J].水利水电快报,2021,42(9):97-103.

[2]李娇.AI 城市内涝气象应急服务系统研发[J].河南省气象探测数据中心,2022(7):15.

[3]张新强.基于 AI 虚拟技术的人工智能水面监测系统研究及应用[J].湖北省湖北亿立能科技股份有限公司,

2023(4):10.

[4]钟小阳,王留杰,陈亮雄,等.数字孪生东江对东江水资源管理的影响探析[J].广东水利水电,2024(10):111-115.

作者简介:李吉涛(1979.4—),男,毕业院校:武汉大学,学历:本科,所学专业:水文与水资源工程,目前职称:高级工程师,主要研究方向水文水资源、水文科技创新,所在单位湖北省水文水资源应急监测中心。