

基于 AI 算法的水位智能预报模型优化与应用研究

金 力

湖北省水文水资源应急监测中心, 湖北 武汉 430079

[摘要] 随着全球气候变化和人类活动对水资源的影响, 水位预报在防洪、灌溉和水资源管理中显得尤为重要。传统的水位预测方法在面对复杂、非线性水位变化规律时存在一定局限性。近年来, 人工智能 (AI) 算法为水位预测提供了新的思路, 尤其是在模型的精度、稳定性和适应性方面。本文基于 AI 算法, 探讨了水位智能预报模型的优化与应用研究, 分析了水位变化规律、AI 算法的选择和优化方法, 并通过实验和案例分析展示了水位智能预报模型的应用效果。

[关键词] 水位预报; AI 算法; 神经网络; 支持向量机; 优化方法; 模型评估

DOI: 10.33142/hst.v7i11.14279

中图分类号: P332

文献标识码: A

Research on Optimization and Application of Intelligent Water Level Forecasting Model Based on AI Algorithm

JIN Li

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

Abstract: With the impact of global climate change and human activities on water resources, water level forecasting has become particularly important in flood control, irrigation, and water resource management. Traditional water level prediction methods have certain limitations when facing complex and nonlinear water level change patterns. In recent years, artificial intelligence (AI) algorithms have provided new ideas for water level prediction, especially in terms of model accuracy, stability, and adaptability. This article is based on AI algorithms and explores the optimization and application research of intelligent water level forecasting models. It analyzes the laws of water level changes, the selection and optimization methods of AI algorithms, and demonstrates the application effect of intelligent water level forecasting models through experiments and case studies.

Keywords: water level forecast; AI algorithm; neural network; support vector machine; optimization methods; model evaluation

引言

水位预报在水资源管理、防洪减灾及灌溉调度等领域具有极其重要的应用价值。随着气候变化日益严重及极端天气事件的频发, 水位变化变得愈加复杂, 传统的水位预报方法, 诸如物理模型和统计模型, 已无法有效应对这种变化。近年来, 人工智能 (AI) 技术, 特别是机器学习与深度学习算法, 在水文领域的应用得到了深入发展, 尤其在水位预测中展现出了显著优势。基于大量历史数据, AI 算法能够自动识别水位变化规律, 进而有效地处理复杂的非线性关系, 提供了更加精准和可靠的预测结果。

1 绪论

1.1 水位预报的研究现状与发展趋势

水位预报研究的起步源于水文气象学, 水动力学模型和降雨径流模型等物理方法, 通过模拟水文过程中的动态变化, 以流域地形、气候和河道条件为依据实现水位预报。然而, 由于其参数众多且计算过程复杂, 物理模型通常高度依赖于高质量数据, 构建过程相对繁琐。相比之下, 统计模型则基于历史数据, 运用时间序列分析 (如 ARIMA 模型和极值理论模型) 挖掘变量间的相关性, 适用于线性和单变量水位变化的预测, 但在复杂非线性多变量环境下表现受限。

近年来, 随着大数据与计算机技术的快速进展, 水文研究逐渐向数据驱动和 AI 算法的方法转变。机器学习和深度学习技术, 尤其在水文数据的处理和分析上, 展现出强大能力。AI 算法通过自动特征提取识别水文数据中的潜在规律, 显著提高了预测精度。例如, 长短期记忆网络 (LSTM), 作为一种擅长时间序列趋势分析的深度学习模型, 已广泛应用于复杂水文系统的水位预报。同时, 集成学习方法 (如随机森林、梯度提升树等), 由于其在特征选择和模型稳健性上的优势, 也逐渐应用于水位预测领域。当前研究趋势更加偏向于将传统模型与 AI 算法结合, 以提升预测精度和模型的物理解释性。

1.2 AI 算法在水位预测中的应用

在水位预测中, 神经网络、支持向量机和随机森林等多种 AI 方法, 被成功应用于水利工程的多个项目, 预测效果非凡。神经网络以多层非线性变换捕捉水位变化的复杂模式, 尤其适合非线性关系显著的场景。尤其在长时间序列的水位预测中, LSTM 网络表现尤为突出, 广泛应用于河流与水库等水文系统。支持向量机通过在高维空间构建超平面实现分类与回归, 尤其在数据量较小的情境下效果良好, 适用于中小流域的水位预报。随机森林作为一种集成学习方法, 通过结合多棵决策树提升预测稳定性, 处

理多维水文数据时具备显著优势。物联网技术的发展,显著提升了水文数据采集的频率与精度,促进了 AI 算法在水位预测中的广泛应用。经过 AI 算法处理的高频水位、降水与流速数据,可显著提高短期水位波动预测的精度,从而实现动态实时预测。

1.3 水位预报模型的挑战与问题

水位的变化并不仅仅由降水量决定,蒸发、土壤湿度、植被覆盖率等因素同样影响显著。有效提取和整合这些异构数据,是构建高精度模型的关键所在。实际应用中,模型的鲁棒性与稳定性也面临严峻考验。水位预测的精度高度依赖于数据质量,而突发的人文条件(如暴雨或洪水)可能降低 AI 模型的适应性。非结构化数据(如图像、气象图表)的处理能力有限,影响了 AI 模型的特征提取精度,导致预测效果受限。数据增强和集成技术虽改善了模型的适应性,但也同时增加了计算复杂度,对实时水位预测的效率带来较大压力。水位预测需要处理大量多维水文气象数据,对计算能力要求较高,尤其在高频实时预测场景下,对分布式计算和边缘计算等技术支持需求尤为明显。

2 水位预测模型的理论基础

2.1 水位变化规律与影响因素分析

水位的上升与下降,尤其在洪水或暴雨情况下,直接与降水密切相关。气温与蒸发量的波动则通过改变蒸发速率对水位产生间接影响。当气温较高且气候干燥时,水体蒸发速率上升,从而导致水位下降;而在低温环境中,蒸发减缓,水位相对较高。与此同时,河流流量的变化也会显著推动水位波动:上游流量增加通常会造造成下游水位上升,而流量减少则可能导致水位下降。土地利用方式的变化,如城市化或农业扩展,改变了流域的水文特性,加快了降雨径流与入渗过程,导致水位的短时波动。同样的降水量在上游和下游区域的水位响应并不一致,季节性因素则使水位波动呈现周期性变化。为准确反映这种非线性、多变量的复杂关系,水位预测模型需要能够捕捉这些动态特征。

2.2 传统水位预测模型的分类与评估

传统水位预测模型主要包括物理模型、统计模型及回归模型。物理模型是基于流体力学和水文动力学基本原理的物理模型,通过建立水位与降水、蒸发、地表径流等要素的定量关系进行预测。水文循环模型和水动力学模型是物理模型中的典型代表。尽管理论支持较强,但物理模型的构建复杂,且对流域参数精确度要求较高,使得其实际应用成本较大。物理模型对特定区域的依赖性也较强,因此难以直接推广到其他区域,通用性受到限制。统计模型主要包括时间序列模型和基于统计回归的方法。时间序列模型(如 ARIMA)通过识别历史水位数据中的趋势与周期性特征来预测未来水位,而回归模型则通过建立水位与降水、蒸发等变量的关系来进行预测^[1]。简化回归模型通过

线性或非线性回归表达水位与影响因素的关系,常用方法包括多元线性回归和逻辑回归。简化回归模型适用于数据量较少、变量较少的环境,能够提供便捷的公式表达。然而在复杂的水文条件下,该类模型的适用性有限,尤其在数据噪声较大或多变条件下,预测效果不佳。

2.3 基于 AI 算法的水位预测模型概述

随着大数据和人工智能技术的迅速发展,基于 AI 算法的水位预测模型日渐成为有效的替代方案。人工神经网络(ANN)通过模拟人脑工作机制,ANN 具有自学习和自适应的能力,适合处理高维、非线性数据。ANN 通过训练网络学习水位与各种因素间的复杂关系,可识别传统模型难以捕捉的细微变化。支持向量机(SVM)基于结构风险最小化设计的 SVM 适用于小样本和高维数据,在非线性问题的处理上表现优异。通过寻找数据的最优分类面, SVM 在数据量较小时仍可提供高精度预测,因此在数据不充足情况下表现良好。决策树(DT)和随机森林(RF)决策树利用树状结构分裂数据并进行分类,具有良好的解释性。作为集成模型,随机森林通过多数投票确定输出,可有效避免过拟合,并在高维与大数据条件下表现出较高的准确性和鲁棒性。

2.4 AI 算法的选择与特性分析

不同算法在数据处理方式、学习机制及预测效果上各具特色,因此应根据数据规模与特性进行合理选择以满足具体需求。神经网络的应用场景在处理复杂非线性关系方面,ANN 表现出色,尤其适用于大数据背景。然而,其依赖于高计算资源,且在数据量不足时,预测效果可能受限^[2]。支持向量机的优劣在小样本和高维数据中, SVM 表现优异,能够应对非线性问题。然而,由于其计算复杂度偏高, SVM 更适合应用于小规模数据的水位预测。随机森林的优势在处理高维与大数据中,随机森林展现出较高的鲁棒性和准确性,尤其适合于需要抗噪的数据集。作为决策树的集成模型,随机森林有效减弱了数据随机性与噪声的影响,但在解释性上存在一定不足。

3 水位智能预报模型的优化方法

3.1 预测模型的优化需求与目标

传统模型因数据质量不佳、算法局限及预测误差较大,效果往往不理想。预测精度的提升通过改进算法和细化输入特征,误差将会有效减少,从而使预测结果更贴近实际水位情况。减少此类误差,优化时应加强模型对异常值和噪声数据的处理能力,以免误差在预测中不断放大。鲁棒性是模型在面对复杂且动态变化的水文气象数据时仍能维持预测能力的关键,特别是在极端天气条件下,需确保模型的适应性,不受外部干扰影响预测结果。在优化水位预报模型时需在预测精度和计算效率之间取得平衡,确保模型在高精度的同时具备高效的计算能力。

3.2 数据预处理与特征选择

在优化水位智能预报模型中,数据预处理作为第一步尤为关键,涵盖数据清洗、缺失值处理、异常值检测等操作。无效数据或噪声数据常见于水位数据集,通常由设备故障或极端天气引起。清洗后数据集的有效性将被显著提升,避免了不相关数据对模型训练的干扰。去重、平滑处理和异常值剔除是常用的清洗方法。缺失值对模型训练精度的影响显著。通常通过均值填充、插值法或预测模型填补来解决缺失值问题,能够提升数据的完整性。设备故障或极端天气事件会导致水位数据中出现异常值。若不加处理,这些异常值可能对预测结果产生极大偏差。统计方法如 Z-Score 或箱型图能够有效识别异常数据,从而确保模型训练的稳定性。

3.3 AI 算法优化技术:神经网络、支持向量机等

AI 算法是水位智能预报模型的核心,而算法优化则能显著提升预测精度。神经网络优化在水位预测中应用广泛的神经网络,常遇局部最优解和过拟合问题^[3]。为增强神经网络的预测性能,通常采用深度优化,增加网络层数、调整神经元数量并优化激活函数选择,正则化技术(如 L2 正则化)也被用来减轻过拟合现象。支持向量机(SVM)优化是一种高效的监督学习算法,适用于小样本和非线性数据。优化过程中,核函数的选择及参数调整尤为关键。高斯核和多项式核是常用的核函数,而惩罚参数(C 值)和核宽度(γ 值)的调节显著提升了模型的预测能力。随机森林通过多个决策树并结合投票机制来进行预测。优化随机森林时,通过调整决策树深度和特征选择方式,可以控制模型的复杂度,从而避免过拟合,并增强模型的泛化能力。

3.4 优化策略的实施与效果评估

通过具体的技术手段对算法进行调优,并通过效果评估衡量优化成效。优化实施过程从数据预处理阶段开始,再进行特征选择,最后进入 AI 算法优化阶段。优化效果的评估主要依赖于预测精度、计算效率及模型稳定性等指标。均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)及决定系数(R^2)是常用评估指标,这些指标直观地反映了优化前后的差异。计算效率则通过训练时间和推理时间等参数衡量,以确保优化后的模型在实际应用中具备高效的计算性能。

4 水位预报模型的实现与应用

4.1 水位智能预报模型的构建与训练

完成数据预处理后,基于优化的 AI 算法构建了水位智能预报模型,随后利用实验数据对模型进行了训练和验证。该模型融合了深度神经网络(DNN)与支持向量机(SVM)等 AI 算法的优势,前者用于捕捉水位的非线性变化特征,后者则适合识别异常波动。在训练过程中,为提升模型泛化性能,交叉验证法被用以确保模型在新数据上的表现不受过拟合的影响。交叉验证通过多次迭代进行参数调整,

直至在验证集上获得理想预测效果。与此同时,早停技术与正则化方法也被应用于训练过程,以进一步提高模型的稳定性,使其在不同水文条件下均能表现出良好的适应性。

4.2 模型预测效果与评估指标

对模型预测效果的评估以多项误差指标为主,主要包括均方根误差(RMSE)、平均绝对误差(MAE)以及决定系数(R^2),这些指标分别从多角度衡量了模型的预测精度和误差水平。均方根误差(RMSE)反映的是预测值与实际值的标准差, RMSE 越低,模型的预测效果越佳。平均绝对误差(MAE)则衡量了模型在各数据点上的预测一致性,较小的 MAE 表明模型在各种水位条件下的适应性较强。决定系数(R^2)表示模型对数据变异的解释程度,数值越接近 1,说明模型对水位变化趋势的捕捉能力越强。实验结果显示,优化后的模型在各项指标上均表现优异,达到了水文预测的预期要求。

5 水位智能预报模型的性能分析

5.1 模型的鲁棒性与稳定性分析

考虑到水位受气候变化、地理条件及其他多种因素的影响,预报模型的鲁棒性与稳定性尤为重要。鲁棒性是指模型对变化环境的适应能力。本研究通过模拟不同水文环境、降水模式及突发变化等情况,评估了模型在这些复杂情境中的表现。能够适应多种变化情境的模型,显示出较强的鲁棒性。鲁棒性强的模型,能够在各种不确定的环境下提供较为准确的预报结果,这对于实际的水位预报任务至关重要。稳定性反映了模型在长期应用中的一致性。为考察模型的稳定性,本研究通过长时间跨度的数据测试,检验了模型在持续使用中的表现。表现稳定的模型在长期预测中能够保持较高的精度,确保在多个预测周期内提供可靠的预报,进而为水资源管理和防洪决策提供持续的支持。

5.2 水位预报模型的误差分析与改进建议

尽管现有模型已能提供较为准确的预报结果,但误差的存在不可忽视。模型误差的来源可归结为数据噪声、特征选择不当及模型架构的不足。数据噪声可能在数据预处理阶段进入模型训练,进而影响预测的精度。此外,特征选择的不足也会使得模型难以捕捉到影响水位变化的关键因素^[4]。对于突发的极端天气或水文变化,若未在模型中有效反应,亦会导致预报误差。为减少误差,改进方案可从以下几个方面展开:(1)优化特征选择方法,加入更多与水位变化密切相关的特征,从而增强模型的表达能力;(2)通过扩大数据集的多样性,增加不同水文条件下的数据,以提高模型的泛化能力;(3)在数据预处理阶段,采用噪声抑制与数据增强技术,减轻异常数据对模型训练的影响。

6 结语

传统预测方法在复杂水文环境中的适应性较差,尤其在处理非线性变化方面暴露了明显的不足。而 AI 算法,借助神经网络、支持向量机、随机森林等技术的强大数据

处理能力,已显著提高了预测精度和稳定性。通过对数据预处理、特征选择及算法优化的调整,研究中的预测模型在精度、鲁棒性及适应性方面获得了提升,能够更好地应对极端天气事件和突发水文变化。尽管如此,当前研究仍有一些难题,尤其是在高频实时预测中的计算效率和数据质量问题。未来的研究可以着重探讨 AI 算法在水文数据处理中的深度应用,并寻找更为高效的算法优化方案。结合物联网、大数据、云计算等技术,智能水位预报系统有望实现更加精准和实时的预测,为水资源管理、洪水预警及灌溉调度提供强有力的决策支持。

[参考文献]

- [1]夏平,王峰,雷帮军,等.基于超像素和图割算法的智能视觉水位识别[J].计算机仿真,2021,38(3):430-436.
- [2]方涛.基于 Mask RCNN 和 YOLOv5 的水库水位监测方法[J].水利科技与经济,2024,30(8):86-88.
- [3]苏晋成.水尺水位智能识别算法的研究与实现[D].安徽:安徽大学,2023.
- [4]吕姚,包学才,彭宇,等.基于改进 YOLOX 的城市河道智能水位测量算法[J].南昌工程学院学报,2024,43(3):13-18.
- 作者简介:金力(1980.4—),男,籍贯:湖北武汉,毕业院校:三峡大学,学历:工程硕士学位,所学专业:水利工程专业,目前职称:网络工程师,主要从事水文测验、水文分析计算、生态流量监督检查工作。