

罗楚遥, 敖雪茹, 刘思笛等. 基于MLP-AttnRF融合模型的涵管导流水位场智能预测方法[J]. 人民珠江, DOI:10.3969/j.issn.1001-9235.XXXX.XX.001.

基于MLP-AttnRF融合模型的涵管导流水位场智能预测方法

罗楚遥¹, 敖雪茹², 刘思笛², 闫晓惠²

(1. 中国铁建港航局集团有限公司, 广东 珠海 519000; 2. 大连理工大学, 辽宁 大连 116024)

摘要: 涵管导流工程水位场模拟是保障工程安全运行与设计优化的核心环节, 但其受流量波动等多因素耦合影响, 呈现强非线性特征。传统实验测量受限于仪器布置与人力成本, 难以实现多工况下高分辨率连续监测; 数值模拟虽能复现水流过程, 但计算耗时长, 对算力要求高。针对上述问题, 提出一种融合多层感知机与注意力机制及随机森林的MLP-AttnRF模型, 将深度学习的非线性拟合优势与集成学习的稳健性相结合, 实现了基于流量的涵管内水位场快速预测。实验结果表明, 该模型在训练集、验证集与测试集上均实现优异性能, 决定系数(R^2)高于0.99, 均方根误差(RMSE)低于0.08 m, 泛化能力稳定。本研究首次将机器学习模型应用于涵管导流工程水位场模拟, 相较于传统方法大幅提升了预测效率与成本优势, 为涵管导流工程设计优化、动态决策提供了可靠技术支持。

关键词: 涵管导流; 水位场预测; 多层感知机; 注意力机制; 随机森林

中图分类号: TV551.1+2 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-9235(XXXX)XX-0001-07

涵管导流作为水利工程、市政排水及交通基础设施建设中的关键环节, 其水位场的精准模拟与动态预测是保障工程安全运行、优化设计参数及防控洪涝风险的核心技术需求^[1]。然而, 涵管导流系统的水位分布受流量波动等多因素耦合影响, 呈现出强非线性特征, 高效精准模拟其水位场面临显著的技术挑战。

早期研究多采用电容式传感器等测量设备获取水位数据^[2-5], 这类方法能直接反映局部点位的真实水位状态, 但在实际应用中需投入大量时间与人力成本, 且仪器精度易受水流扰动、环境温湿度变化等因素影响, 且在面对多工况条件时, 难以实现高分辨率的连续空间预测。

为突破传统实验测量在空间连续性与工况适应性上的局限, 数值模拟成为涵管导流工程水位场与流场分析的重要技术手段。林金波等^[6]基于

HydroInfo 构建二维导流模型模拟水利枢纽导流, 胡春霞^[7]采用有限差分法模拟施工导流流场, Zhong等^[8]提出了结合数值模拟与三维可视化的时空关系仿真模型, 贺昌海等^[9]基于CATIA构建了三维分期导流模型, 模拟了不同流量下溢洪道的水流特性。上述研究表明数值模拟能够提供详细的流体流动过程, 实现复杂水力现象的精确预测, 但其计算资源消耗大、计算时间长, 面临精度和效率之间的权衡问题。

近年来随着人工智能技术的迅速发展, 机器学习(Machine Learning, ML)方法为流体系统的复杂非线性建模提供了新的思路^[10-11]。相比于传统的物理机理驱动型数值模拟, 机器学习方法属于数据驱动型建模思路, 可通过已有样本自动学习输入与输出间的非线性映射关系, 显著降低对网格划分、边界条件设定及计算资源的依赖。王杰等^[12]基于反

基金项目: 国家自然科学基金(52309079); 中国铁建科技研发2024-Q07

收稿日期: 2025-10-29 **修回日期:** 2025-12-12

作者简介: 罗楚遥(1997—), 女, 硕士, 中国铁建港航局集团有限公司, 研究方向为水动力学与海洋工程基础。E-mail: chuyalu@163.com

通信作者: 闫晓惠(1989—), 男, 博士, 大连理工大学副教授, 研究方向为水动力学仿真模拟。E-mail: yanxh@dlut.edu.cn

向传播神经网络预测地下水位,黄嘉雯等^[13]利用机器学习分析水位变化因子,万安等^[14]提出MSTANet模型实现感潮河网水位智能预测,均验证了机器学习在水位建模中的有效性与潜力。然而,当前对涵管导流工程中的水位场预测尚未有系统研究。因此,本文提出了一种结合多层感知机(Multilayer Perceptron, MLP)与注意力机制(Attention Mechanism)并融合随机森林(Random Forest, RF)的MLP-AttnRF模型,基于数值模拟构建综合数据集训练MLP-AttnRF模型,在保持较高精度的同时,大幅提升涵管导流工程水力特性预测的计算效率,计算速度预期提升约 10^4 倍,以实现涵管导流工程中水位场的高效预测,为复杂导流系统的智能分析提供新途径。

1 研究方法

1.1 数值模拟

本研究基于ANSYS Fluent开展数值模拟,模拟涵管导流工程现场不同流量条件下的水流分布特性与水位变化规律。模型为水平双涵管结构,无纵坡,涵管内径为3 m,即过水断面为2个直径3 m的圆,上游和下游水池尺寸为111 m×16 m,高139.08 m。计算域采用非结构网格,总网格量103 102单元、667 501面、545 527节点。选用体积流函数模型进行模拟,湍流模型采用RNG k- ϵ 模型。进出口均采用压力出口,上游边界设置速度入口,下游边界选用open channel,自由水面高度11.3 m,底部标高4.0 m。为验证数值模型的可靠性,首先开展了弯管水流的模拟,并与实测数据^[15]进行对比。结果表明整体吻合较好,与实测数据的趋势基本一致,相关系数 R^2 均达到0.99,同时RMSE较低,验证了数值模型的可靠性。之后,采用经过验证的数值模型根据不同流量条件,结合分段流量划分与拉丁超立方采样设计10组工况开展数值模拟,见表1,所选取的流量范围是根据涵管导流工程的设计流量确定的,覆盖了该工程在枯水期的最小运行流量及洪水期的超设计峰值流量,该流量区间能够代表涵管工程可能出现的主要及极端水力工况。模拟结果可

为训练机器学习模型提供综合数据集。

表1 工况设计

Tab. 1 Design of operating conditions

工况	流速/(m·s ⁻¹)	流量/(m ³ ·s ⁻¹)	工况	流速/(m·s ⁻¹)	流量/(m ³ ·s ⁻¹)
C01	0.002 5	4.615 0	C06	0.015 0	27.690 1
C02	0.005 0	9.230 0	C07	0.016 6	30.643 7
C03	0.006 9	12.737 4	C08	0.020 0	36.920 1
C04	0.010 0	18.460 0	C09	0.021 0	38.766 1
C05	0.013 1	24.182 7	C10	0.025 0	46.150 1

1.2 MLP-AttnRF算法

本文构建了一种融合多层感知机(MLP)、注意力机制(Attention)与随机森林(RF)的混合预测模型——MLP-AttnRF算法,模型架构见图1。该模型以流量(Q)、空间坐标(x, z)为输入,通过多层全连接网络提取高维非线性特征,其中隐藏层神经元依次为256、128、64和32个。在第三层后嵌入自定义注意力机制层,通过Softmax函数对特征进行自适应加权,使模型能够动态关注不同工况下对水位变化更敏感的特征,从而提高预测精度与稳定性,输入维度为上一层的128维输出,输出维度一致。神经网络部分采用Adam优化器,学习率 1×10^{-3} ,批量大小64,最大迭代300次。为进一步提升泛化性能,引入随机森林模型对相同输入特征进行训练,随机森林模型决策树数量200,最大深度20,并通过加权融合将神经网络与随机森林的预测结果进行集成,根据以往研究经验确定神经网络子模型的权重为0.6,兼顾深度模型的非线性拟合能力与集成模型的稳健性。

2 研究结果

2.1 数值模拟结果

为分析不同流量工况下上游典型断面的水位变化规律,提取上游某断面5个不同监测点数值模拟结果绘制水位变化曲线,见图2。随着流量增加,各监测点的水位值呈现明显上升趋势,且水位增长幅度与流量变化呈近似线性关系。当流量由 $10 \text{ m}^3/$

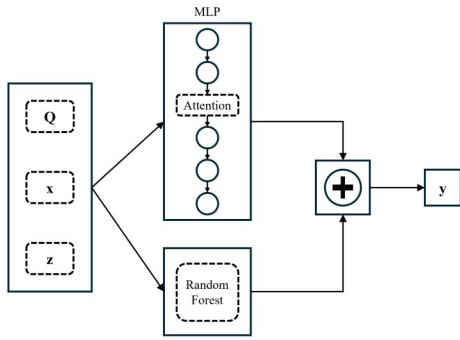


图1 MLP-AttnRF 模型架构

Fig. 1 Architecture of MLP-AttnRF model

s 增加至 $40 \text{ m}^3/\text{s}$ 时,所有测点的水位均上升 1 m 左右,模型能够较好反映上游来流量增大引起的水位抬升效应。从纵向分布特征来看,中心流速较大,动水压力相对较高,导致靠近中心区域($z=0$)的水位略高于两侧边缘区域($z=\pm 40$)。整体来看,各测点的水位差异均小于 0.2 m ,表明该断面在数值模拟中保持良好的水面连续性,计算结果合理,水位分布符合实际水动力特征。模型能够有效捕捉流量变化对水位变化的影响,模拟结果可作为真值训练机器学习模型。

2.2 MLP-AttnRF 模型性能

图3为 MLP-AttnRF 模型在训练集、验证集与测试集上的预测值与真值对比结果。整体来看,各数

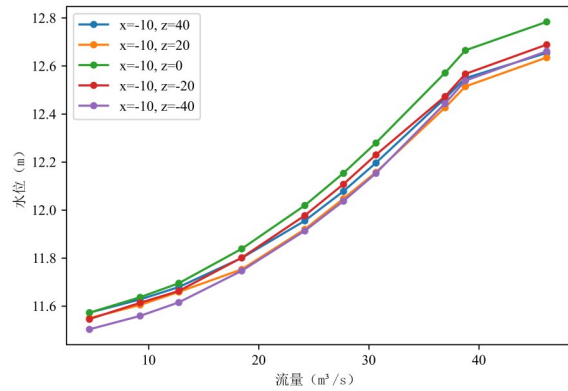


图2 上游测点不同流量工况下水位变化曲线

Fig. 2 Water level variation curves at upstream measurement point under different flow conditions

据集的散点均高度集中于对角线附近,表明模型预测值与数值模拟结果具有极高的一致性。其中,训练集决定系数(R^2) = 0.995 ,均方根误差(RMSE) = 0.056 m ;验证集 $R^2 = 0.994$,RMSE = 0.063 m ;测试集 $R^2 = 0.990$,RMSE = 0.075 m ,均具有较强的拟合精度与良好的泛化性能。图中以核密度颜色映射展示数据分布密度,大部分样本点集中在对角线附近,说明模型在不同流量与空间位置下均能准确捕捉涵管导流工程现场的水位变化特征,实现对水位场的高精度预测,验证了模型结构设计的合理性与可靠性。

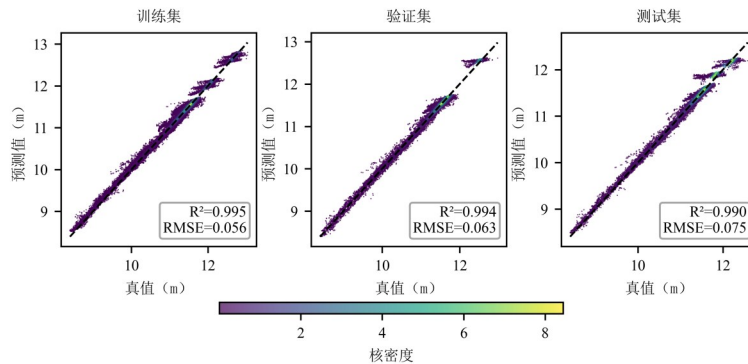


图3 MLP-AttnRF 模型与真值等值线

Fig. 3 Isoline of MLP-AttnRF model and true values

2.3 参考算法性能

本研究选取 MLP 模型作为参考算法,绘制其预测结果等值线图,见图4。从训练集、验证集及测试

集的拟合结果可以看出,MLP 模型的预测值与真值分布较为一致,点云密集分布在 $1:1$ 参考线附近, R^2 分别达到 0.989 、 0.989 和 0.987 ,RMSE 分别为

0.080 m、0.085 m 和 0.084 m,表明模型在不同数据集上预测值与真值线性相关性较强、误差较小。同时,各数据集的高密度区域集中在等值线附近。整

体上,MLP模型能够较准确地捕捉水位变化特征,为MLP-AttnRF模型的性能对比提供了可靠基准。

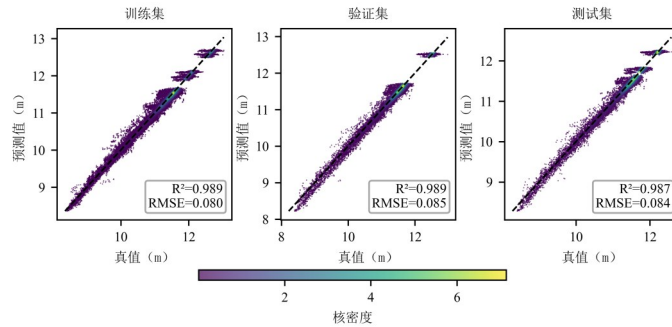


图4 MLP模型与真值等值线

Fig. 4 Isoline of MLP model and true values

3 讨论

本研究构建的MLP-AttnRF模型在MLP结构的基础上进行了多层次创新,以实现涵管导流工程现场中水位分布的高效模拟。在特征提取阶段引入注意力机制,通过对输入特征权重自适应分配,使模型能够动态聚焦于对水位变化贡献更大的特征维度,增强模型对非线性关系的捕捉能力。在模型融合层面,将深度学习的非线性拟合优势与随机森林的稳健泛化能力相结合,提出一种基于加权策略的神经网络-随机森林融合方法,实现了对预测结果的互补优化,为复杂水位场快速预测提供了可扩展的智能建模框架。

传统的水力计算方法中沿程阻力系数和局部阻力系数为恒定值,忽略了地形与边坡的影响,而CFD模拟中取消了沿程阻力系数和局部阻力系数的假设,并还原实际地形与边坡后,额外计算汇流区地形损失、沟槽边坡摩擦损失、入口流态紊乱损失。与传统的实验测量方法和数值模拟相比,机器学习方法突破了时空尺度、成本投入与物理假设的多重限制,通过对大量训练数据的深度学习,实现了从数据驱动角度对复杂非线性水动力关系的高效逼近。本研究构建的MLP-AttnRF模型在完成训练后,可在较短时间内实现多工况条件下的水位场预测,预测精度接近数值模拟结果,而计算时间仅

为其数万分之一,显著提升了工程应用的时效性与经济性。

与其他机器学习模型相比,本研究提出MLP-AttnRF模型在水位场预测中更具优势。图5为MLP-AttnRF模型和MLP模型在训练集、验证集和测试集上的 R^2 和RMSE误差指标对比,MLP-AttnRF模型在所有数据集上均优于MLP模型, R^2 值普遍高于MLP模型,且RMSE值较低。结果表明,结合注意力机制和随机森林的MLP-AttnRF模型在水位预测任务中相较于传统的MLP模型具有更强的拟合能力和更低的预测误差,能够更准确地捕捉不同工况下的水位变化。

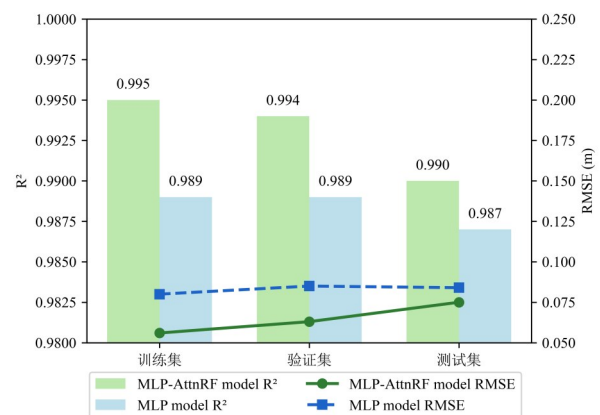


图5 模型误差指标对比

Fig. 5 Comparison of model error indicators

本文研究对象为固定结构涵管导流工程,其断面尺寸与糙率在运行期间保持不变,属于恒定工程参数。已开展不同水温工况的模拟,其对本研究的影响较小可忽略不计。在当前研究中,主要针对不同流量条件下的空间水位响应规律进行建模,能够反映流量变化对涵管内部流场分布的主导作用。所提出的MLP-AttnRF模型在水位预测中具有较好的泛化能力,但其在不同类型的水体或不同地区的适应性仍需要进一步验证,尤其是在应对不同尺度和地理特征的水力条件时。未来研究可将数据集扩展至不同直径、糙率或坡度等不同结构形式的涵管工程中,分析断面形态对水位分布和流场结构的影响,同时模拟涵管内壁淤积及局部障碍等工况,并在河流、湖泊、水库、地下水等不同类型的水体和不同地理区域进行模型验证,评估其在各种复杂条件下的适应性和泛化能力,进一步提升MLP-AttnRF模型的普适性与实用价值。

4 结论

本研究提出了一种基于多层感知机和注意力机制融合随机森林模型的MLP-AttnRF模型,用于涵管导流工程现场水位场的高精度预测。通过引入注意力机制,模型能够自适应地聚焦于影响水位变化的关键特征。通过结合随机森林的集成学习策略,模型有效提升了泛化能力和稳健性。实验结果表明,MLP-AttnRF模型在训练集、验证集和测试集上 R^2 均高于0.99, RMSE均低于0.08 m,在水位预测任务中相较于传统的MLP模型表现出更优的性能,能够有效捕捉水位变化的规律和趋势,为水资源管理和水灾害防治提供了一种新的技术手段。未来的研究可进一步扩展模型的适用范围,提升模型对不同水体类型及工况条件的适应能力。

参考文献:

- [1] 鲍立华. 水利水电工程施工中导流问题及技术分析[J]. 中华建设, 2018(12):148-149.
- BAO L H. Problems and technical analysis of diversion in construction of water conservancy and hydropower projects [J]. China Construction, 2018(12): 148 - 149.
- [2] LOIZOU K, KOUTROULIS E, ZALIKAS D, et al. A low-cost capacitive sensor for water level monitoring in large-scale storage tanks [C]//2015 IEEE international conference on industrial technology (ICIT). IEEE, 2015: 1416 - 1421.
- [3] JIN B, ZHANG Z, ZHANG H. Structure design and performance analysis of a coaxial cylindrical capacitive sensor for liquid-level measurement [J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2015, 223: 84 - 90.
- [4] REVERTER F, LI X, MEIJER G C M. Liquid-level measurement system based on a remote grounded capacitive sensor [J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2007, 138(1): 1 - 8.
- [5] CHETPATTANANONDH K, TAPOANOI T, PHUKPATTARANONT P, et al. A self-calibration water level measurement using an interdigital capacitive sensor [J]. Sensors and Actuators A: Physical, 2014, 209: 175 - 182.
- [6] 林金波, 金生, 门亚, 等. 水利枢纽导流工程二维数值模拟[J]. 水道港口, 2020, 41(6):688-693.
- LIN J B, JIN S, MEN Y, et al. 2D numerical simulation of hydro-junction diversion project [J]. Journal of Waterway and Harbor, 2020, 41(6): 688 - 693.
- [7] 胡春霞. 施工导流束窄河道流场二维数值模拟及其数据可视化[D]. 武汉:武汉大学, 2005.
- HU C X. The numerical simulation and its visualization of the narrowed riverway flow field during construction diversion by two-dimensional [D]. Wuhan: Wuhan University, 2005.
- [8] ZHONG D H, LI M C, HUANG W, et al. Dynamic simulation and optimization approach to construction diversion of hydraulic and hydroelectric projects [J]. Science in China Series E: Technological Sciences, 2009, 52(7): 1990 - 1998.
- [9] 贺昌海, 陈辉, 刘全. 基于CATIA建模的导流工程三维数值模拟研究[J]. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2016, 49(4):422-428.
- HE C H, CHEN H, LIU Q. Three-dimensional numerical simulation of river diversion based on CATIA modeling [J]. Journal of Tianjin University (Science and Technology), 2016, 49(4): 422 - 428.
- [10] 汪卫, 廖杰林, 朱少坤. 机器学习在大坝渗流预测中的应用、挑战与展望[J]. 人民珠江, 2024, 45(4):1-10.
- WANG W, LIAO J L, ZHU S K. Applications, challenges, and prospects of machine learning in dam seepage prediction [J]. People's Pearl River, 2024, 45(4): 1 - 10.
- [11] 熊剑智, 熊睿, 鲁海燕, 等. 基于机器学习的深圳湾水质预报[J]. 人民珠江, 2024, 45(7):10-18.
- XIONG J Z, XIONG R, LU H Y, et al. Machine learning-based

- water quality forecasting for Shenzhen Bay [J]. Pearl River, 2024, 45(7): 10–18.
- [12] 王杰, 王俊芳, 许端阳. 基于人工神经网络的阿拉善盟地下水位预测研究[J/OL]. 地理科学, 1–15 [2025–10–28]. <https://doi.org/10.13249/j.cnki.sgs.20240214>.
- WANG J, WANG J F, XU D Y. Prediction of groundwater level in Alxa League based on artificial neural network [J/OL]. Geographical Science, 1–15 [2025–10–28]. <https://doi.org/10.13249/j.cnki.sgs.20240214>.
- [13] 黄嘉雯, 龙银平, 马启民, 等. 基于机器学习的青海湖水位变化模拟研究[J/OL]. 高原气象, 1–12 [2025–10–28]. <https://link.cnki.net/urlid/62.1061.P.20250922.1121.002>.
- HUANG J W, LONG Y P, MA Q M, et al. Simulation of Qinghai Lake water level fluctuations using machine learning [J/OL]. Plateau Meteorology, 1–12 [2025–10–28]. <https://link.cnki.net/urlid/62.1061.P.20250922.1121.002>.
- [14] 万安, 林佳威, 袁赛瑜, 等. 感潮河网水位智能预测方法研究[J/OL]. 河海大学学报(自然科学版), 1–11 [2025–10–28]. <https://link.cnki.net/urlid/32.1117.tv.20250829.1452.020>.
- WAN A, LIN J W, YUAN S Y, et al. Intelligent prediction method of water level in a tidal river network [J/OL]. Journal of Hohai University (Natural Science Edition), 1–11 [2025–10–28]. <https://link.cnki.net/urlid/32.1117.tv.20250829.1452.020>.
- [15] IKARASHI Y, UNO T, YAMAGATA T, et al. Influence of elbow curvature on flow and turbulence structure through a 90° elbow [J]. Nuclear Engineering and Design, 2018, 339: 181–193. DOI: 10.1016/j.nucengdes.2018.09.011.

Intelligent Prediction Method for Water Level Field in Culvert Diversion Based on MLP-AttnRF Fusion Model

LUO Chuyao¹, AO Xueru², LIU Sidi², YAN Xiaohui²

(1. CRCC Harbour & Channel Engineering Bureau Group Co., Ltd., Zhuhai 519000, China; 2. Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Simulation of water level fields in culvert diversion projects is a critical task for ensuring operational safety, guiding design optimization, and supporting dynamic decision-making. These water level fields are strongly influenced by multiple coupled factors, including variations in flow rate, pipe geometry, and ambient hydraulic conditions, which give rise to highly nonlinear and complex behaviors. Traditional experimental measurements are limited by instrument layout, labor intensity, and high operational costs, making it difficult to achieve continuous and high-resolution monitoring across multiple operating scenarios. Although numerical simulations can replicate detailed water flow processes and provide insights into the spatial-temporal characteristics of water levels, they are computationally expensive and require significant computing resources, limiting their efficiency and practical applicability in real-time monitoring or rapid design evaluation. To address these challenges, this study proposed a hybrid machine learning model, named MLP-AttnRF, which integrated a multilayer perceptron (MLP) with attention mechanisms and a random forest (RF) algorithm. This approach combined the nonlinear fitting capability of deep learning with the robustness and interpretability of ensemble learning, enabling rapid and accurate prediction of water level fields in culverts based on flow rate inputs. The attention mechanism was particularly effective in highlighting the most influential features, improving the interpretability of the model and ensuring high prediction accuracy under varying operational conditions. A comprehensive dataset derived from numerical simulations covering a wide range of flow scenarios was used to train, validate, and test the proposed model. The results demonstrate that the MLP-AttnRF model achieves superior performance across all datasets. The coefficient of determination (R^2) consistently exceeds 0.99, and the root mean square error (RMSE) remains below 0.08 m, indicating not only high accuracy but also excellent generalization capability. Compared to traditional experimental or purely numerical approaches, the proposed model substantially reduces computational time and cost while maintaining predictive reliability. The model can efficiently capture complex spatial and temporal variations of water levels within culvert systems, including localized fluctuations and non-uniform distributions caused by interacting flow patterns. This work represents the first application of an integrated machine learning approach for simulating water level fields in culvert diversion engineering. The proposed MLP-AttnRF framework provides a highly efficient, accurate, and interpretable tool for rapid water level assessment and design

optimization. By enabling high-precision predictions under multiple flow scenarios, it can significantly enhance operational safety, support engineering decision-making, and reduce resource consumption. Moreover, the methodology demonstrates the potential for broader application to other water infrastructure systems subject to complex flow dynamics, offering a promising pathway for data-driven hydraulic engineering and intelligent water management.

Keywords: culvert diversion; water level field prediction; multi-layer perceptron; attention mechanism; random forest

(责任编辑:李泽华)