DOI:10.14188/j.1671-8844.2025.0254 文章编号:1671-8844(XXXX)XX-0001-12

融合机器学习与误差修正的日径流预测新方法——以大通站为例

杨子浩[1],范睿[2],董前进[1,3],朱泓宇[1]

(1. 武汉大学水资源工程与调度全国重点实验室,湖北 武汉 430072; 2. 上海市海洋监测预报中心,上海 200062; 3. 湖北省智慧水电技术创新中心,湖北 武汉 430000)

摘要:针对水文模型在参数获取与率定过程中存在的困难以及预测效果不稳定的问题,本文提出一种基于误差修正策略的日径流预测方法,并应用于长江下游大通站的日径流预测研究。研究集成多种不同复杂程度的机器学习方法,包括多元线性回归、随机森林回归、支持向量机回归、贝叶斯岭回归与长短期记忆网络,并在此基础上构建了11种混合模型,随后通过误差修正策略进一步提升整体预测精度。结果表明,长短期记忆网络在各单项模型中表现最优;并联混合模型整体优于串联模型,且可有效降低系统偏差;误差修正策略可较为明显地优化模型的各项预测评价指标,相较单项模型Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE)和Kling-Gupta Efficiency (KGE)分别提升5.03%、9.84%,Relative Root Mean Square Error (RRMSE)和Mean Absolute Percentage Error (MAPE)分别降低47.15%、46.21%,误差更趋近于正态分布。本文研究可为日径流预测提供借鉴和参考。

关键词:径流预测;机器学习;误差修正;长短期记忆网络;支持向量机;大通站

中图分类号:TV697.21 **文献标志码:**A

A novel daily streamflow forecasting approach combining machine learning and error correction: case study of datong station

YANG Zihao[1], FAN Rui[2], DONG Qianjin[1,3], ZHU Hongyu[1]

(1. State Key Laboratory of Water Resources Engineering and Management, Wuhan University, Wuhan 430072, China;
2. Shanghai Marine Monitoring and Forecasting Center, Shanghai 200062, China;
3. Hubei Technology Innovation Center for Smart Hydropower, Wuhan 430000, China)

Abstract: Considering the challenges in parameter acquisition and calibration of hydrological models, as well as the instability of prediction performance, this study proposes a daily streamflow forecasting approach based on an error-correction strategy, and applies it to the daily streamflow prediction at Datong Station in the lower Yangtze River. The study integrates multiple machine learning methods of varying complexity, including multiple linear regression, random forest regression, support vector regression, Bayesian ridge regression, and long short-term memory networks. On this basis, eleven hybrid models were constructed, and the overall prediction accuracy was further enhanced through the error-correction strategy. The results indicate that the long

收稿日期:XXXX-XX-XX
作者简介:杨子浩(2001-),男,主要从事水资源规划与管理研究,E-mail:1743752862@qq.com。
通信作者:董前进(1979-),男,教授,主要从事水文气象、水资源规划与管理等研究,E-mail:dqjin@whu.edu.cn。
基金项目:国家自然科学基金项目(编号:52279024,52261145744,51979198)。



本文引用格式:杨子浩,范睿,董前进,等.融合机器学习与误差修正的日径流预测新方法——以大通站为例[J].武汉大学学报(工学版),XXXX,XX(XX):1-12.

Citation:YANG Zihao, FAN Rui, DONG Qianjin, et al. A novel daily streamflow forecasting approach combining machine learning and error correction: case study of datong station[J]. Engineering Journal of Wuhan University, XXXX, XX(XX):1-12.

short-term memory network outperforms all individual models. Parallel hybrid models generally outperform serial hybrid models and can effectively reduce systemic bias. Moreover, the error-correction strategy significantly improves various predictive evaluation metrics: compared with individual models, the Nash-Sutcliffe Efficiency (NSE) and Kling-Gupta Efficiency (KGE) increased by 5.03% and 9.84%, respectively, while the Relative Root Mean Square Error (RRMSE) and Mean Absolute Percentage Error (MAPE) decreased by 47.15% and 46.21%, with prediction errors approaching a normal distribution. This study provides a valuable reference for daily streamflow forecasting.

Key words: Runoff prediction; Machine learning; Error correction; Long and short-term memory networks; Support vector machines; Datong station

引言

径流预测影响着水利工程防洪、发电、供水等综合效益的发挥[1,2]。传统的径流预测一般借助于水文模型完成[3,4],但由于水文模型往往所需资料较多,模型参数获取比较困难且参数本身的不确定性、空间分异性等因素影响,限制了水文模型在水资源管理实践中的深入应用[3,5]。随着水利工程的运行,多数水利工程积累了大量的数据,为基于数据驱动模型的径流预测提供了便利,也为深度学习在径流预测中的应用提供了可能。

数据驱动模型主要使用预测因子作为模型输入进行径流预测,无需物理驱动模型中较多复杂的参数[6]。数据驱动模型可分为两大类:统计模型和人工智能模型[7]。传统的统计模型对非线性数据的处理能力略有不足。随着计算机科学技术的发展,机器学习方法受到学者的青睐并被广泛应用于水文领域[8,9]。传统机器学习方法包括多元线性回归[10]、支持向量机回归、随机森林回归等。

深度神经网络作为机器学习方法的一个分支,由于其高效的数据处理能力,近年来被广泛应用于时间序列预测研究。循环神经网络被认为是深度学习在时间序列建模方面表现较为优越的架构之一[11],其中特殊结构的长短期记忆网络能够有效缓解传统循环神经网络在训练过程中面临的梯度消失与梯度爆炸问题,因此在径流预测中得到了广泛应用。

大通站是长江中下游干流重要水文站点之一,其径流的大小影响长江河口水源地的取水,因此准确的径流预测对其下游的生产生活至关重要。为此本文针对大通站提出了一种基于误差修正策略的长短期记忆网络-支持向量机方法(LSTM-SVR-EC)以解决大通站日尺度径流预测问题。

1 研究对象

1.1 研究区域

长江是中国第一大河,流域面积约占中国国土面积的20%[12]。长江中下游(图1)有汉江、洞庭湖、鄱阳湖等重要的支流和湖泊,水情复杂。大通站位于长江干流入海口附近,是干流上的最后一个水文控制站,承担着监测长江入海径流的重要任务,是评价流域水量平衡的关键节点。因此,开展大通站日径流预测对于流域水资源管理、生态保护及防洪减灾具有重要意义。

1.2 研究数据

为提高预测结果的准确性,本研究基于水力联系,选取各汇入河湖上最后一个水文站的日径流数据作为模型输入。具体包括宜昌站(长江)、城陵矶站(洞庭湖)、仙桃站(汉江)、湖口站(鄱阳湖)以及大通站,数据覆盖2004—2020年,来源于长江水文网(http://www.cjh.com.cn)。数据按7:1:2的比例划分为训练集、验证集和测试集,用于模型的训练、调优和性能评估。

2 方法与模型架构

2.1 显著滞时提取

由于数据驱动模型的预测效果高度依赖于输入数据的质量与时效性,因此构建具有良好鲁棒性的数据集尤为关键[13]。为此本文采用交叉相关分析法,探讨宜昌、城陵矶、仙桃、湖口等水文站至大通的流量传播时间,并以互相关系数达到最大值时所对应的滞后时间,作为各站点的流量传播滞时。结果如图2所示。其中,宜昌、城陵矶及仙桃的交叉相关性表现为单峰特征,存在显著的最大值。而湖口与大通的相关性则呈现出单调递减趋势,为了保证数据的可获得性,使用前一日的数据作为输入。最终选定各站对应滞时:宜昌(5d)、城陵矶(3d)、仙桃(2d)、湖口(1d),同时加入大通前一日流量一起

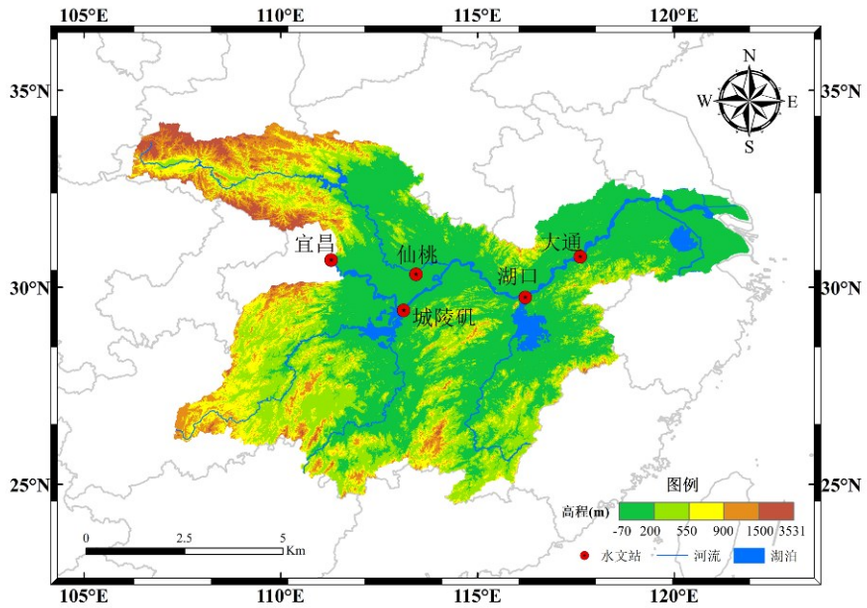


图 1　长江中下游区域概况图

Fig. 1　Regional overview of the middle and lower reaches of the Yangtze River

作为输入因子,因此径流预测公式可表示为:

$$Q_{D,T}=f\left(Q_{Y,T-5},Q_{C,T-3},Q_{X,T-2},Q_{H,T-1},Q_{D,T-1}\right) \tag{1}$$

式中:$Q_{D,T}$为大通 T 时刻的预测径流;$Q_{Y,T}$, $Q_{C,T}$, $Q_{X,T}$和$Q_{H,T}$分别为宜昌、城陵矶、仙桃和湖口对应时刻的实测径流;$f(\ )$为预测函数。

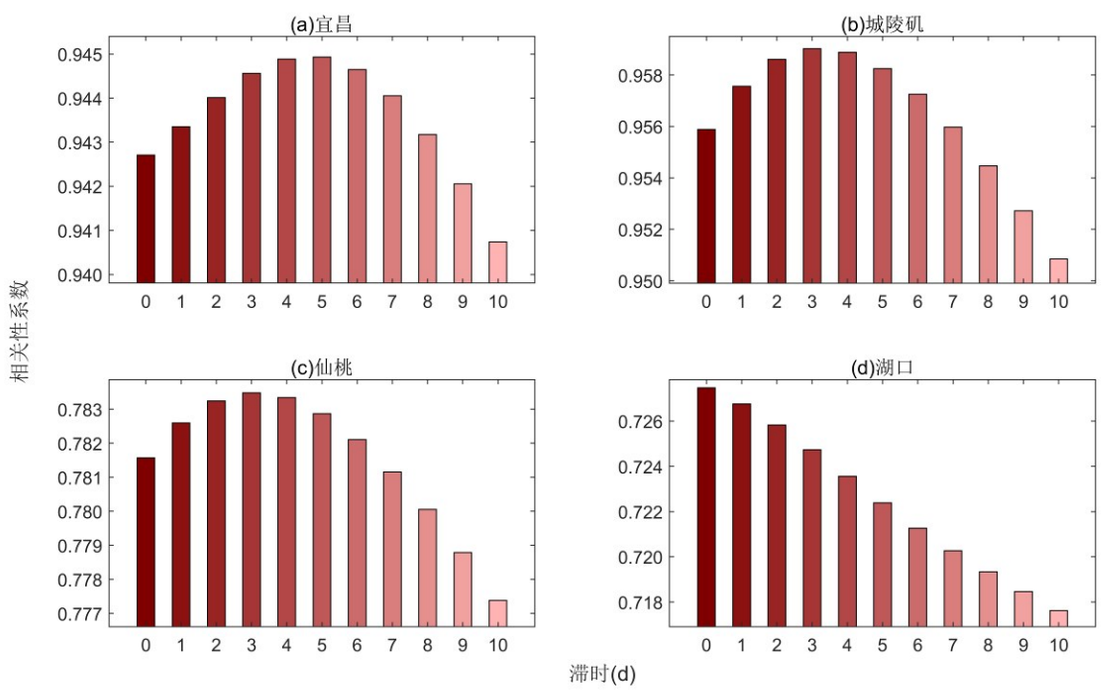


图 2　基于互相关性的各站点滞时计算结果

Fig.2　Lag time estimation results for each station based on cross-correlation

2.2 模型构建

2.2.1 单项模型

研究中选取五种代表性的模型进行研究,包括:多元线性回归(MLR)、随机森林回归(RFR)、支持向量回归(SVR)、贝叶斯岭回归(BRR)、和长短期记忆神经网络(LSTM)。这五种模型覆盖从线性到非线性、从浅层到深层模型的不同场景需求,在实际水文研究中均被广泛应用。

MLR是一种应用广泛的回归分析方法,能够以线性形式刻画预测因子与响应变量之间的关系。由于其计算效率高、性能稳定,已在流量预测领域得到广泛应用。RFR作为一种集成学习算法,结合了CART决策树与Bagging方法,能够逼近复杂的非线性关系[17,18]。该方法通过构建并集成大量决策树来完成预测任务,属于监督式机器学习中的统计建模技术[19]。SVR是一种强大的核方法,适用于中小样本和非线性关系建模。核心思想是通过核函数将原始样本空间中的非线性回归问题映射到高维特征空间,从而转化为一个线性回归问题。最终,该问题可归结为求解带有线性约束的凸二次规划。不同的核函数会生成不同形式的支持向量回归模型,且该方法可以得到全局最优唯一解[20,21]。BRR是一种基于贝叶斯统计原理的线性回归算法。在仅依赖训练数据的情况下即可确定模型复杂度,具有较高的数据利用效率,并能克服多重共线性带来的干扰,从而实现更为精确的参数估计。

LSTM通过神经元(图3(a))储存记忆信息神经元。通过遗忘门、输入门、输出门控制神经元状态的变化和当前结果的输出[22,23]。通过这种特殊的门结构,学习长期依赖关系,可以有效处理径流预测问题,弥补了循环神经网络容易产生梯度消失或爆炸的不足之处。计算公式如式(2)~(7):

$$f_t=\sigma(W_f[h_{t-1},x_t]+b_f) \tag{2}$$

$$i_t=\sigma(W_i[h_{t-1},x_t]+b_i) \tag{3}$$

$$C_t'=tanh\left(W_c[h_{t-1},x_t]+b_c\right) \tag{4}$$

$$C_t=f_t*C_{t-1}+i_t*C_t' \tag{5}$$

$$O_t=\sigma(W_0[h_{t-1},x_t]+b_0) \tag{6}$$

$$h_t=O_t*tanh(C_t) \tag{7}$$

式中,f_t是遗忘门的输出矩阵,σ代表*sigmoid*函数,W_f是遗忘门权重参数矩阵,h是神经元输出结果,x是输入,i_t表示输入门的输出,W_i和W_c分别是输入门和cell状态的权重参数矩阵,W_0是输出门权重参数矩阵,C表示cell状态,C'表示cell状态更新量,$tanh(\ )$是激活函数,b_f、b_0、b_i和b_c是偏置参数,O_t是输出门的输出。

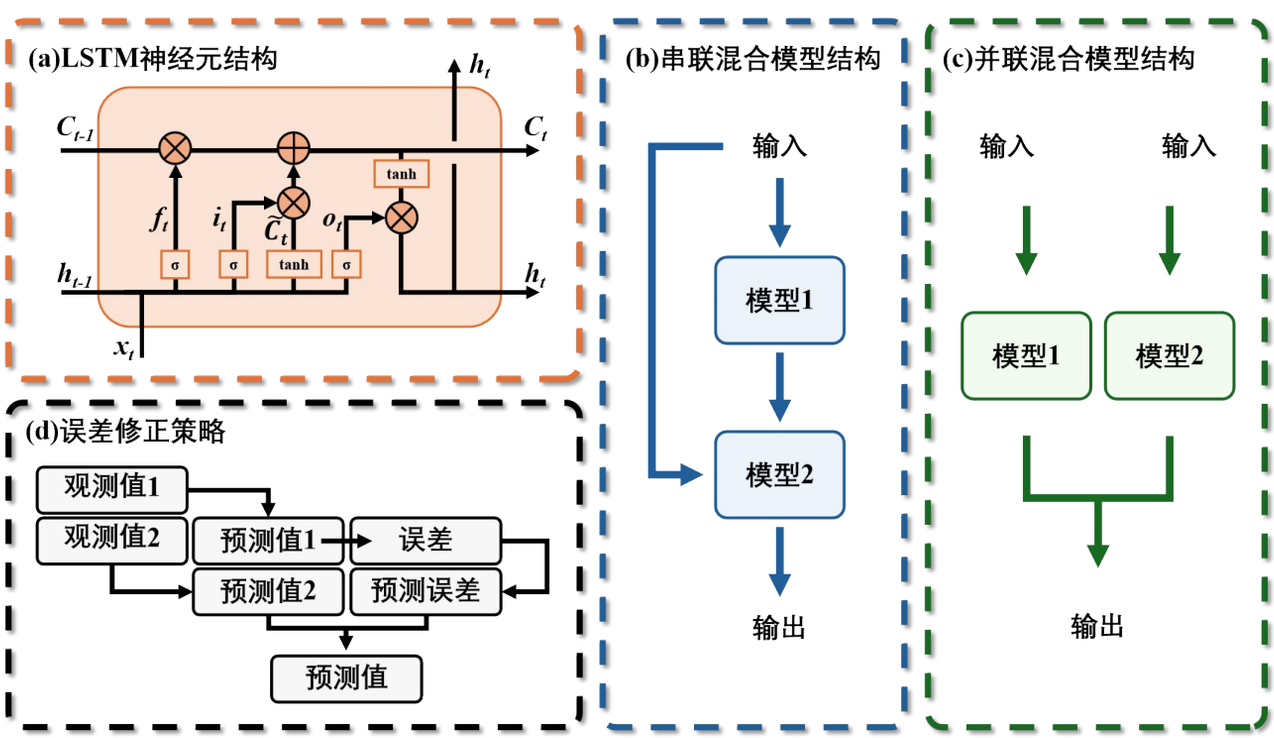


图3 方法框图

Fig.3 Block diagram of the method

2.2.2 混合模型

单一机器学习方法在应对复杂的回归问题时，往往性能受限[24]。为进一步提升预测精度，本文在单项模型的基础上，构建了串联混合模型与并联混合模型两种典型的集成策略。串联混合模型（图3(b)）的基本思想是采用LSTM模型对输入特征进行深度提取，获得初步预测结果作为新的辅助特征，与原始输入特征共同输入到另外四种机器学习模型中，从而在初步预测的引导下，实现对目标值更加准确的拟合。并联混合模型（图3(c)）的基本思想是通过整合不同单项模型的预测输出，融合不同模型对特征的敏感性和误差模式，以降低单项模型带来的偏差，从而提升整体预测性能。串联模型具有先后依赖关系，目的是使后续模型在引导条件下进行更好的学习，本质上是一种堆叠。并联模型无依赖关系，采用并行处理，更强调模型在不同方面的泛化能力，本质上是一种集成学习策略。

2.2.3 误差修正策略

径流预测作为一种典型的非线性回归问题，受多种复杂因素影响，直接获得高精度预测结果具有较大难度。为避免在一步到位的预测中引入过多模型参数、导致过拟合的风险，本文首先对径流进行初步预测，获得初步预测的误差序列；随后将误差序列作为输入，通过交替时间步预测未来误差。最后与初步预测值相加即可得到最终预测值。此方法不仅能有效缓解模型复杂度带来的过拟合风险，还能充分挖掘初步预测中蕴含的动态特征，从而提升最终预测精度。具体过程如图3(d)。

2.3 参数设置

本文采用粒子群优化算法[14-16]对模型参数进行率定，同时采用早停策略防止过拟合问题的发生，结果如表1所示。

表1 模型参数及取值

Table 1 Model parameters and values

模型名称	参数名称	取值范围	参数取值
RFR	树的数量(n_estimators)	100～500	200
	每棵树的最大深度(max_depth)	1～100	20
	最小分割样本数(min_samples_split)	2～10	4
SVR	核函数(kernel)	线性核(linear)、多项式核(poly)、高斯径向基函数核(rbf)	高斯径向基函数核
	惩罚参数(C)	0.01～1000	10
	核函数系数(gamma)	0.01～10	0.1
BRR	正则化参数(alpha_1、alpha_2)	0.01～10	0.1
	噪声方差估计的精度	0.01～10	0.1
LSTM	隐藏单元数(units)	10～100	64
	循环层的层数(layers)	1～3	2
	学习率(learning_rate)	0.001～0.05	0.005

2.4 评价指标

本文采用相关性系数(r)、纳什效率系数(NSE)、克林-古普塔效率(KGE)、威尔莫特指数(WI)、相对均方根误差(RRMSE)、平均绝对百分比误差(MAPE)六个指标进行预测模型精度评定，公式如(8)-(13)所示。

$$r=\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(Q_{pre,i}-\overline{Q_{pre,i}}\right)\left(Q_{obs,i}-\overline{Q_{obs,i}}\right)}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left(Q_{pre,i}-\overline{Q_{pre,i}}\right)^2\sum_{i=1}^{n}\left(Q_{obs,i}-\overline{Q_{obs,i}}\right)^2}} \tag{8}$$

$$NSE=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(Q_{pre,i}-Q_{obs,i}\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(Q_{obs,i}-\overline{Q_{obs,i}}\right)^2} \tag{9}$$

$$KGE=1-\sqrt{\left(Corr(Q_{pre,i},Q_{obs,i})-1\right)^2+\left(\frac{SD(Q_{pre,i})}{SD(Q_{obs,i})}-1\right)^2+\left(\frac{\overline{Q_{pre,i}}}{\overline{Q_{obs,i}}}-1\right)^2} \tag{10}$$

$$WI=1-\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(Q_{obs,i}-Q_{pre,i}\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(\left|Q_{pre,i}-\overline{Q_{obs,i}}\right|+\left|Q_{obs,i}-\overline{Q_{obs,i}}\right|\right)^2} \tag{11}$$

$$RRMSE=\frac{\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(Q_{obs,i}-Q_{pre,i}\right)^2}}{\overline{Q_{obs,i}}} \tag{12}$$

$$MAPE=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{Q_{pre,i}-Q_{obs,i}}{Q_{obs,i}}\right| \tag{13}$$

式中:$Q_{obs,i}$和$Q_{pre,i}$分别为流量实测值和预测值,m^3/s;$\overline{Q_{obs,i}}$和$\overline{Q_{pre,i}}$分别是实测值和预测值的均值,m^3/s;$Corr(Q_{pre,i},Q_{obs,i})$是模型预测值与观测值之间的相关系数;$SD(Q_{pre,i})$和$SD(Q_{obs,i})$分别是预测值和实测值的标准差;$n$为数据长度。

3 结果与分析

3.1 模型预测结果

3.1.1 单项模型

各时期的指标评价结果如表2所示,测试期的模拟预测结果如图4所示。总体来看,五种模型在不同阶段的表现存在一定差异。在训练期中,RFR模型表现最优,其次为LSTM,而BRR、SVR与MLR的表现相对接近。这表明在拟合训练数据方面,集成学习方法具有较强的建模能力和灵活性。RFR通过集成多棵决策树并利用随机抽样机制,能够在较大程度上降低方差,捕捉数据中的复杂非线性关系,从而在训练集上获得较高精度。与之相比,LSTM模型在验证期和测试期中均表现最优,说明其在时间序列建模方面具有明显优势。LSTM通过门控机制有效保留长期依赖信息,从而在未知样本上实现更为稳健的预测性能。SVR在测试期中表现次优,说明其在样本数量有限或非线性程度适中的情况下,仍具有较好的拟合与泛化平衡。而MLR与BRR由于模型结构较为简单,对非线性关系的刻画能力有限,表现略逊一筹,但在稳定性方面仍具有一定优势,尤其适用于线性主导或噪声较小的流域。

从图4可以看出,各模型在测试期的总体模拟效果差异不大,均能较好再现观测流量的时序变化趋势,主要差异集中在峰值阶段的预测表现上:RFR在洪峰期存在明显低估,反映出其在极端事件学习中的不足,这可能与训练样本中洪峰事件占比偏低、决策树分裂深度受限有关。LSTM虽整体表现优异,但在部分高流量时段亦存在系统性低估,可能由于模型对极端输入的记忆门更新不足所致。而SVR、BRR与MLR的峰值误差分布较为随机,呈现出高估与低估并存的现象,说明其线性或准线性结构在应对复杂突发性径流事件时存在一定局限。

综上所述,RFR在拟合训练数据方面表现突出,但泛化能力不足;LSTM在捕捉非线性时序关系、提升测试期预测精度方面具有明显优势;SVR在不同阶段表现相对稳定,兼具一定的精度与稳健性;而MLR与BRR则可作为基线模型,为复杂模型的性能评估提供参考。

3.1.2 混合模型

基于单一模型的预测表现,为进一步提升模型精度与鲁棒性,本研究构建了11种混合预测模型,包括六种并联混合模型,RFR-MLR、RFR-BRR、RFR-SVR、LSTM-MLR、LSTM-BRR、LSTM-SVR(1-6)和四种串联混合模型,LSTM-MLR、LSTM-RFR、LSTM-SVR、LSTM-BRR(7-10)。并选取最优模型添加误差修正策略(11)。图5展示了各混合模型的预测结果泰勒图。训练期内,各模型的标准差差异不大,性能主要体现在相关系数和均方根误差上。在验证期和测试期,LSTM-SVR-EC模型依然表现优异,而其他模型的分布开始呈现离散趋势,逐渐偏离观测值。

由表2可知,在所有并联混合模型中,LSTM-SVR组合取得了最优的预测效果。这表明基于LSTM的时间序列建模能力和SVR在非线性回归中的优势具备良好的互补性:LSTM捕捉了主导趋势与长期依赖性,SVR则对局部变化与非线性误差具有更强纠偏能力。在串联组合模型中,LSTM-MLR表现最为突出,说明LSTM所捕捉的时间动态特征能够有效提升MLR对残差结构的建模能力,从而增强其泛化性能。总体而言,并联模型LSTM-SVR的整体表现优于串联模型LSTM-MLR,说明模型间的协同关系和结构融合方式对预测性能具有显著影响。LSTM-SVR既保留了LSTM对时序特征的深层学习能力,也整合了SVR对复杂非线性结构的精准回归能力,二者在误差空间具有一定互补性。LSTM-SVR-EC模型在原有框架的基础上引入了误差修正策略,优化了各项预测指标,进一步提高了预测精度。

3.2 测试期指标涨幅

各模型评价指标相较单项模型平均值的百分比变化如表3所示。结果表明,并非所有混合模型均能显著提升预测性能,特别是包含RFR的部分并联模型,以及部分串联组合模型,其预测精度在某些指标上反而下降。说明混合模型的有效性不仅取决于模型本身的精度,还受到模型间互补性、误差结构相容性以及组合策略的显著影响。例如RFR在训练期拟合能力较强,但其输出偏向“平均化”,当与其他模型并联时,可能削弱对极端值的响应,从而降低整体预测精度。

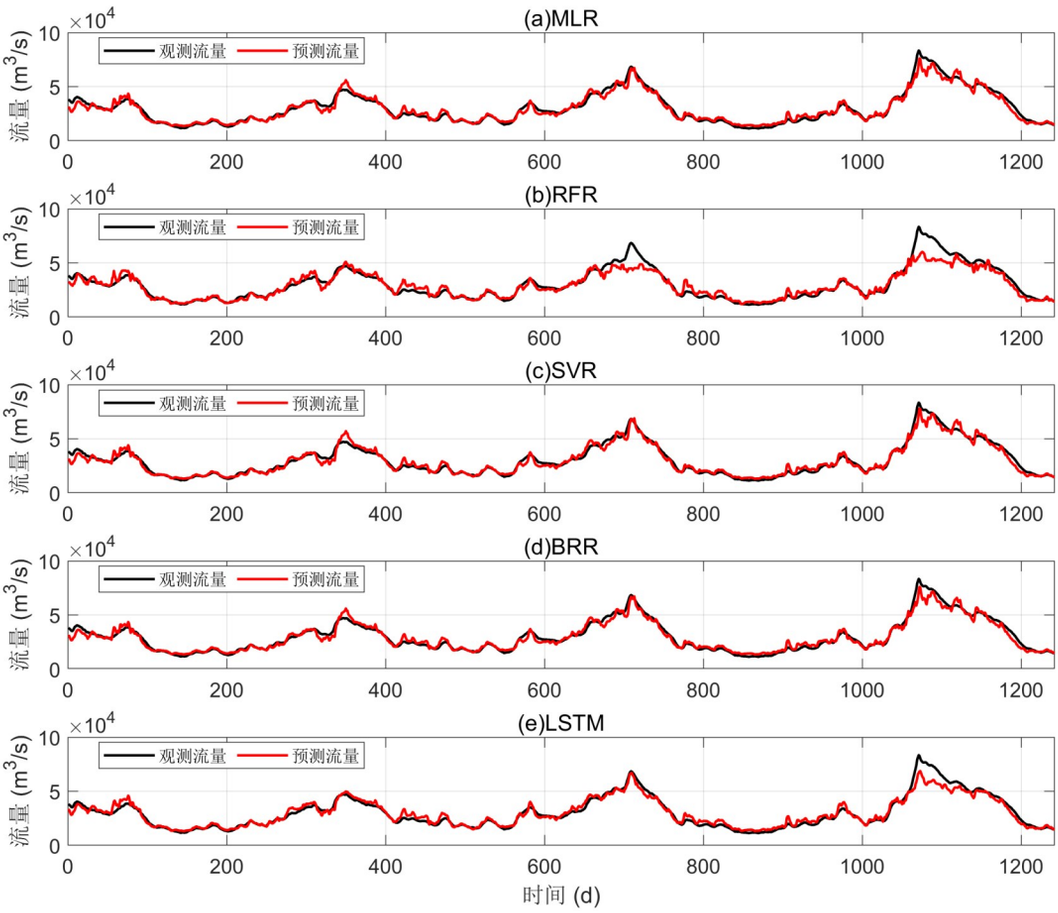


图 4　单项模型径流预测结果

Fig.4　Single model prediction of daily runoff

在所有组合方案中，LSTM-SVR-EC模型表现最为优越。与单项模型均值相比，其在多个关键指标上均实现显著优化：R提升2.02%，NSE提升5.03%，KGE提升9.84%，WI提升1.46%；而在误差类指标方面，RRMSE和MAPE分别降低了47.15%和46.21%。这些结果表明，误差修正机制在混合模型基础上进一步降低了系统误差和结构性偏差，尤其在中高幅值区域的拟合能力显著增强。LSTM-SVR组合在结构上已具备较强的非线性建模与时序记忆能力，而误差校正策略进一步对残差序列进行“二次学习”，有效弥补了原模型对局部噪声、极端事件响应不足的问题。这种多层次建模架构显示出优越的泛化能力和稳定性，说明在构建混合模型时，仅靠简单线性融合难以保证效果，通过引入误差反馈机制或自适应权重策略，可进一步改善模型精度。综上所述，LSTM-SVR-EC模型在预测精度和误差控制方面均表现最优，证实了融合多模型能力与误差修正机制的有效性。

3.3　测试期拟合性能

图6展示了各单项模型以及四种混合模型（RFR-SVR、LSTM-SVR、LSTM-MLR、LSTM-SVR-EC）在测试期的散点拟合表现，紫色散点代表流量高估，黄色散点代表流量低估，黑色线为1∶1线，红色线为±25°线，蓝色线为拟合线。

从整体分布趋势来看，各模型均表现出误差随流量增大而扩散的典型特征，即误差方差随流量增大而上升（呈现放射状分布），这在一定程度上反映了高流量条件下的不确定性加剧。大多数散点基本分布在±25°范围内，说明预测值整体上保持了较强的稳定性和对称性。具体而言，MLR、SVR与BRR三种线性及半参数模型在中低流量区间表现尚可，但在高流量条件下拟合能力明显不足，预测结果呈现出较大的离散性，并在45°线两侧对称分布，表明模型对不同流量段没有明显偏向，但缺乏

表 2 模型预测精度统计

Table 2 Statistics on prediction accuracy

分类	模型	时期	r	NSE	KGE	WI	RRMSE	MAPE
单项模型	MLR	训练期	0.956	0.914	0.938	0.977	0.142	11.384%
		检验期	0.965	0.920	0.908	0.978	0.139	10.188%
		测试期	0.979	0.954	0.918	0.987	0.105	8.011%
	RFR	训练期	0.993	0.985	0.975	0.996	0.059	4.146%
		检验期	0.955	0.833	0.728	0.945	0.200	11.728%
		测试期	0.950	0.876	0.790	0.961	0.173	9.417%
	SVR	训练期	0.956	0.913	0.951	0.977	0.143	11.183%
		检验期	0.964	0.924	0.935	0.980	0.135	10.017%
		测试期	0.979	0.957	0.939	0.988	0.102	8.001%
	BRR	训练期	0.956	0.914	0.938	0.977	0.142	11.397%
		检验期	0.965	0.920	0.907	0.978	0.139	10.197%
		测试期	0.979	0.954	0.917	0.987	0.105	8.026%
	LSTM	训练期	0.966	0.933	0.953	0.982	0.126	9.739%
		检验期	0.974	0.936	0.887	0.982	0.124	9.544%
		测试期	0.974	0.938	0.872	0.982	0.122	8.875%
并联混合模型	RFR－MLR	训练期	0.981	0.962	0.956	0.990	0.094	7.407%
		检验期	0.977	0.909	0.807	0.973	0.148	10.499%
		测试期	0.972	0.930	0.850	0.979	0.130	8.334%
	RFR－BRR	训练期	0.981	0.962	0.955	0.990	0.094	7.413%
		检验期	0.977	0.909	0.807	0.973	0.148	10.505%
		测试期	0.972	0.930	0.849	0.979	0.130	8.342%
	RFR－SVR	训练期	0.981	0.962	0.971	0.990	0.095	7.076%
		检验期	0.977	0.916	0.824	0.975	0.142	10.368%
		测试期	0.973	0.935	0.866	0.981	0.126	8.116%
	LSTM－MLR	训练期	0.963	0.928	0.941	0.981	0.130	10.389%
		检验期	0.974	0.934	0.889	0.982	0.126	9.700%
		测试期	0.979	0.950	0.888	0.986	0.110	8.201%
	LSTM－BRR	训练期	0.963	0.928	0.941	0.981	0.130	10.395%
		检验期	0.974	0.934	0.888	0.982	0.126	9.704%
		测试期	0.979	0.950	0.887	0.986	0.110	8.209%
	LSTM－SVR	训练期	0.963	0.928	0.954	0.981	0.131	10.101%
		检验期	0.973	0.936	0.905	0.983	0.124	9.654%
		测试期	0.979	0.953	0.904	0.987	0.107	7.974%
串联混合模型	LSTM－MLR	训练期	0.965	0.932	0.951	0.982	0.126	9.750%
		检验期	0.973	0.937	0.894	0.982	0.123	9.536%
		测试期	0.975	0.941	0.878	0.983	0.119	8.484%
	LSTM－BRR	训练期	0.966	0.933	0.951	0.982	0.126	9.753%
		检验期	0.974	0.937	0.888	0.982	0.124	9.488%
		测试期	0.975	0.941	0.876	0.983	0.120	8.629%
	LSTM－SVR	训练期	0.967	0.934	0.955	0.983	0.124	9.656%
		检验期	0.956	0.892	0.834	0.968	0.161	10.220%
		测试期	0.949	0.890	0.836	0.967	0.163	8.903%
	LSTM－RFR	训练期	0.979	0.958	0.966	0.989	0.100	7.565%
		检验期	0.964	0.909	0.851	0.974	0.148	11.127%
		测试期	0.962	0.915	0.854	0.975	0.143	9.856%
误差修正模型	LSTM－SVR－EC	训练期	0.985	0.969	0.985	0.992	0.085	5.933%
		检验期	0.989	0.978	0.970	0.994	0.073	5.180%
		测试期	0.992	0.983	0.975	0.996	0.064	4.554%

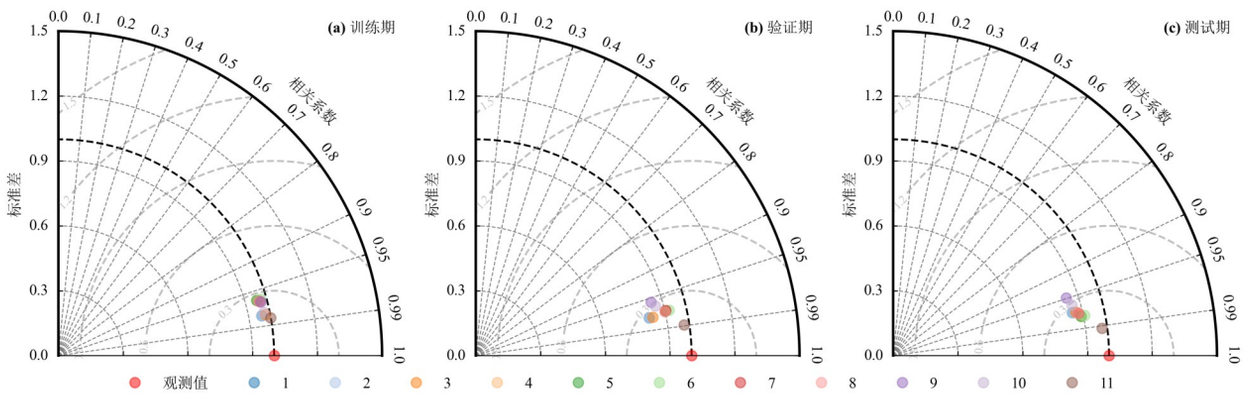


图 5　混合模型预测结果泰勒图

Fig 5　Taylor diagram of the prediction results of the hybrid model

表 3　各模型测试期指标变化率

Table 3　Rates of change of indicators for each model test period

分类	模型	r	NSE	KGE	WI	RRMSE	MAPE
并联模型	RFR－MLR	0.06%	－0.59%	－4.25%	－0.18%	6.68%	－1.56%
	RFR－BRR	0.05%	－0.61%	－4.29%	－0.19%	6.78%	－1.47%
	RFR－SVR	0.08%	－0.13%	－2.39%	－0.02%	3.34%	－4.14%
	LSTM－MLR	0.70%	1.52%	0.02%	0.47%	－9.67%	－3.13%
	LSTM－BRR	0.70%	1.51%	－0.02%	0.47%	－9.59%	－3.03%
	LSTM－SVR	0.70%	1.81%	1.87%	0.57%	－12.15%	－5.81%
串联模型	LSTM－MLR	0.31%	0.60%	－1.04%	0.20%	－2.21%	0.21%
	LSTM－BRR	0.29%	0.52%	－1.30%	0.18%	－1.59%	1.93%
	LSTM－SVR	－2.37%	－4.95%	－5.75%	－1.48%	34.29%	5.16%
	LSTM－RFR	－1.00%	－2.21%	－3.76%	－0.64%	17.71%	16.41%
误差修正模型	LSTM－SVR－EC	2.02%	5.03%	9.84%	1.46%	－47.15%	－46.21%

对峰值事件的辨识能力。RFR与LSTM模型在高流量区段表现出系统性低估趋势，尤其当实测流量大于5000m³/s时，散点大多集中在45°线下方，显示出非线性模型对极端事件的响应滞后或过度平滑的特性。这种偏差可能源于RFR对离群点的“平均化”处理机制，以及LSTM在训练数据中对高值样本分布的不均衡学习。从拟合线斜率和截距来看，SVR在各机器学习方法中表现最优，具有最接近1的斜率与最接近0的截距，同时其R^2也最大。

并联混合模型RFR-SVR与LSTM-SVR在高流量区段表现出更好的拟合对称性，SVR的引入在一定程度上纠正了上述非对称问题，尤其是在LSTM-SVR模型中，散点在高流量区趋于回归45°线附近，表明SVR成功提升了LSTM对高值波动的识别能力，模型之间具备良好的互补效应。拟合线的斜率更接近1，截距也有所降低。LSTM-SVR-EC模型在全流量区间均表现出最优的拟合分布特征：在中低流量段具有了良好的拟合精度，预测值密集分布于45°附近；在高流量段基本消除了系统性低估问题，散点分布更加均匀且偏离度显著减小；此外，颜色标识显示该模型对高估（紫色）与低估（黄色）现象的控制更加平衡，误差分布趋于随机，说明系统性偏差已被显著抑制。斜率高达0.97，截距也进一步降低，证明其预测值分布极为优秀。

3.4　误差分析

图7为LSTM-SVR-EC与LSTM-SVR误差云雨图。LSTM-SVR-EC的误差均值与标准差相较于原始LSTM-SVR模型分别降低了64.94%与8.83%，说明在整体精度提升的同时，误差波动性也得到有效控制。LSTM-SVR模型的误差中位数高于均值线，表明其误差分布存在一定右偏现象，可能受到极端高估值的影响；而LSTM-SVR-EC的误差中位数与均值线高度重合，说明其分布趋于对称，更接近标准正态分布形态。此外，LSTM-SVR-EC的箱体长度明显缩短，须线范围亦明显收敛，反映其在95%置信区间内的误差分布更加集中，误差区间明显减少。该结果表明，误差修正机制不仅提升了预测准确率，更在分布层面优化了模型的残差

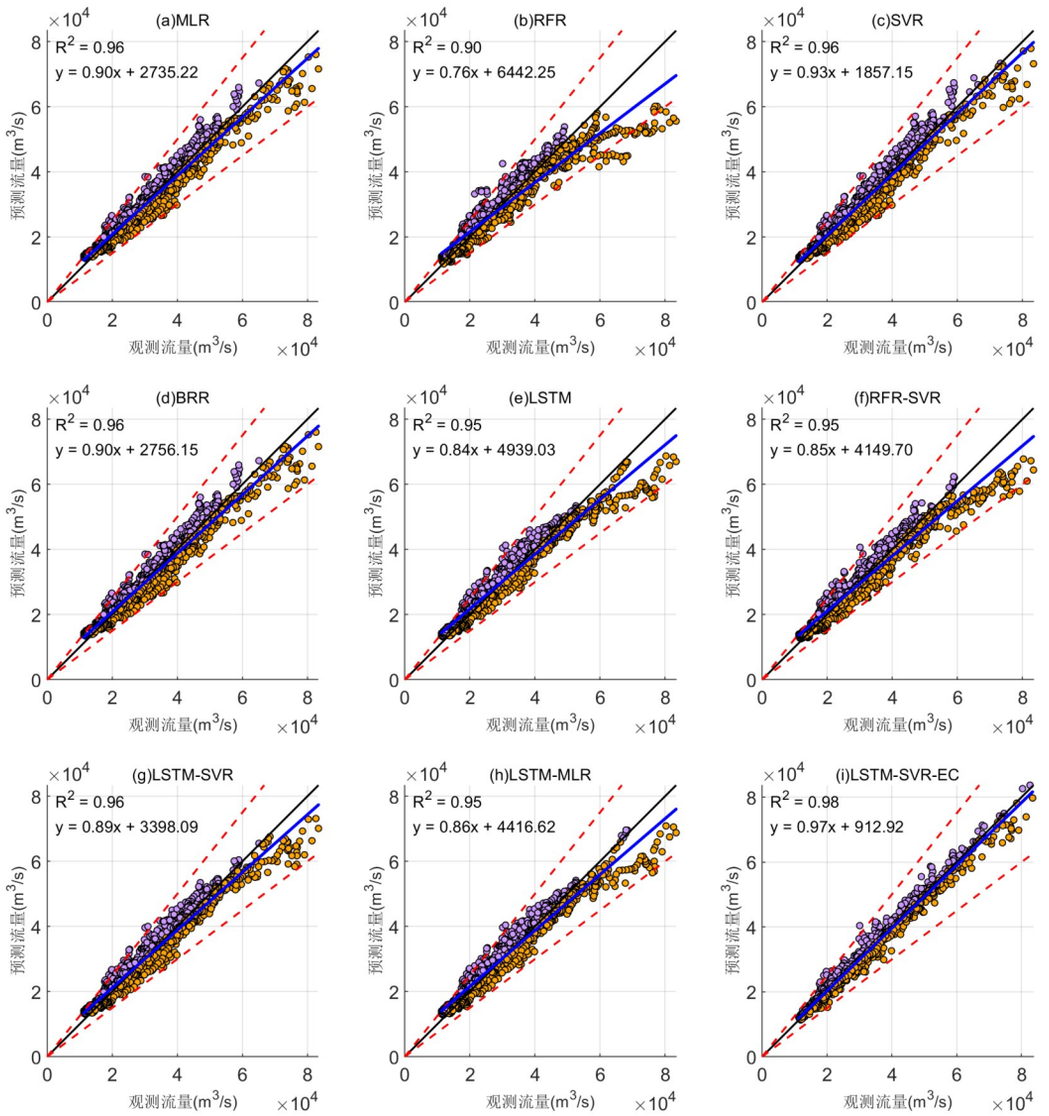


图 6　观测流量-预测流量散点图

Fig.6　Scatterplot of observed flow - predicted flow

结构,实现了从“偏态+长尾”向“对称+集中”分布的转变。综上,LSTM-SVR-EC模型通过混合预测与残差修正,在拟合能力与误差分布控制之间实现了良好平衡,值得进一步在类似径流预测中应用。

4　结论

本文比较了5种不同复杂程度的机器学习方法在大通站日径流预测任务中的表现,以此为基础探索了11种混合预测模型构建方式,并通过r、NSE、KGE、WI、RRMSE、MAPE等多种评价指标对结果进行评估。所得结论如下:

(1)不同机器学习模型在预测行为上存在显著差异。RFR和LSTM模型具有较强的平滑性和稳态建模能力,能够较好拟合整体趋势,但在高流量条件下存在一定程度的低估倾向;相比之下,MLR、SVR和BRR等线性或半参数模型对输入变化更为敏感,预测曲线波动较大,对峰值事件易出现高估,反映出各模型在捕捉时序特征与响应极端值方面的能力差异。

(2)并联混合模型通过融合多个模型的输出,充分利用各模型在误差结构上的互补性,有效减弱单项模型的系统偏差。在大通站日径流预测中,部分并联模型(如LSTM-SVR)优于对应的串联模型,表现出更高的精度和稳健性,说明模型结构与组合方式的合理匹配对于混合策略效果至关重要。

(3)在并联模型基础上引入误差修正策略(LSTM-SVR-EC),不仅显著提升了各项预测性能(r、NSE、KGE等),还改善了预测误差分布,使残差

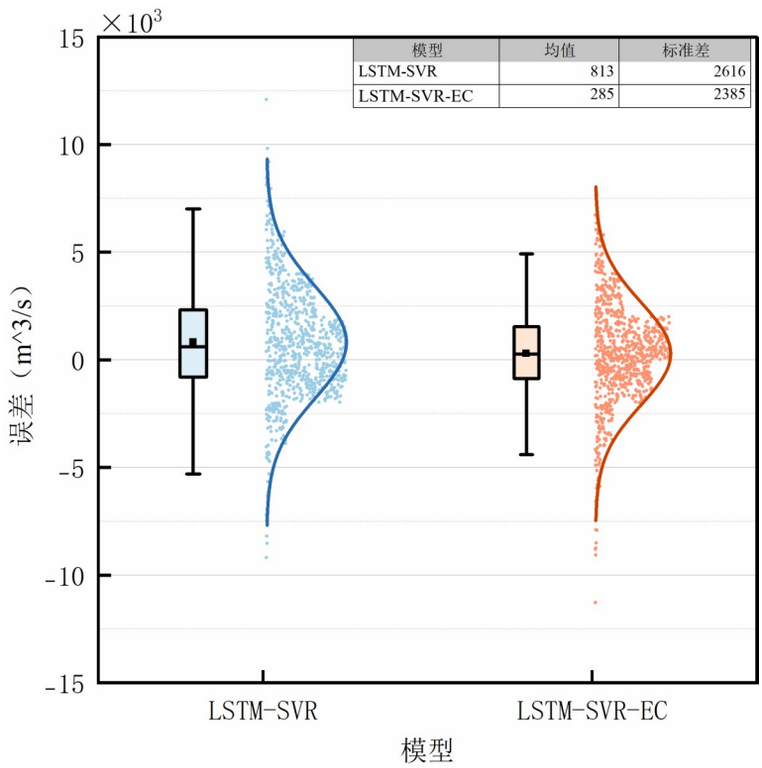


图 7　误差云雨图

Fig.7　Error cloud and rain plot

更加集中并趋于正态分布,从而降低系统性误差,提高预测的可靠性和泛化能力。这为水文预测模型构建提供了一种可借鉴的优化路径。

参考文献:

[1] 张上要, 宋雄, 顷宏利, 等. 基于VIF-GBRT-MC模型的日径流预测. 中国农村水利水电, 2024(09): p. 204-210.
Zhang Shangyao, Song Xiong, Qing Hongli, et al. Daily runoff prediction based on the VIF-GBRT-MC model. China Rural Water and Hydropower, 2024(09): pp. 204-210

[2] 张炳林, 李俊, 宋松柏. 基于BP和LSSVM的径流分频预测模型构建. 干旱地区农业研究, 2024. 42(03): p. 254-263+275.
Zhang Binglin, Li Jun, Song Songbai. Construction of runoff frequency prediction model based on BP and LSSVM. Arid Zone Agricultural Research, 2024. 42(03): p. 254-263+275.

[3] 柳宏才, 张会兰, 孙嘉宁, 等. 基于VIC模型的金沙江流域水文要素分析和径流预测研究. 水土保持学报, 2024. 38(05): p. 272-284+314.
Liu Hongcai, Zhang Huilan, Sun Jianing, et al. Analysis of hydrological elements and runoff prediction in Jinsha River basin based on VIC model. Journal of Soil and Water Conservation, 2024. 38(05): p. 272-284+314.

[4] 姚泰伦, 肖培伟, 陆宝宏, 等. 考虑水文机理的深度学习径流预测模型及其可解释性. 水力发电, 2025. 51(03): p. 12-21+56.
Yao Tailun, Xiao Peiwei, Lu Baohong, et al. Deep learning runoff prediction model considering hydrological mechanisms and its interpretability. Hydropower, 2025. 51(03): p. 12-21+56.

[5] 唐大伟. 基于随机森林的日径流量预测模型及其R语言实现研究. 黑龙江水利科技, 2019. 47(12): p. 6-9.
Tang Dawei. Research on daily runoff prediction model based on random forest and its implementation in R language. Heilongjiang Water Resources Science and Technology, 2019. 47(12): p. 6-9.

[6] LI K., G. HUANG, S. WANG, et al. Development of a physics-informed data-driven model for gaining insights into hydrological processes in irrigated watersheds. Journal of Hydrology, 2022. 613.

[7] LI F., G. MA, S. CHEN, et al. An Ensemble Modeling Approach to Forecast Daily Reservoir Inflow Using Bidirectional Long- and Short-Term Memory (Bi-LSTM), Variational Mode Decomposition (VMD), and Energy Entropy Method. Water Resources Management, 2021. 35(9): p. 2941-2963.

[8] CHEN L., T. WU, Z. WANG, et al. A novel hybrid

BPNN model based on adaptive evolutionary Artificial Bee Colony Algorithm for water quality index prediction. Ecological Indicators, 2023. 146.

[9] GONG M., Y. ZHAO , J. SUN , et al. Load forecasting of district heating system based on Informer. Energy, 2022. 253.

[10] WANG, Y.-Y., W. WANG , K.-W. CHAU, et al. A new stable and interpretable flood forecasting model combining multi-head attention mechanism and multiple linear regression. Journal of Hydroinformatics, 2023. 25(6): p. 2561-2588.

[11] LATIF S. D., A. N. AHMED . A review of deep learning and machine learning techniques for hydrological inflow forecasting. Environment, Development and Sustainability, 2023. 25(11): p. 12189-12216.

[12] WANG Z., D. SHAO , P. WESTERHOFF . Wastewater discharge impact on drinking water sources along the Yangtze River (China). Science of The Total Environment, 2017. 599-600: p. 1399-1407.

[13] RUDY S. H., J. NATHAN KUTZ , S. L. BRUNTON . Deep learning of dynamics and signal-noise decomposition with time-stepping constraints. Journal of Computational Physics, 2019.

[14] 陈烨兴, 罗云霞, 周慕逊. 弹性粒子群优化算法及其在水电优化调度中的应用. 河海大学学报(自然科学版), 2010. 38(06): p. 603-607.
Chen Yexing, Luo Yunxia, Zhou Musun. Elastic particle swarm optimization algorithm and its application in optimal scheduling of hydropower. Journal of Hohai University (Natural Science Edition), 2010. 38(06): p. 603-607.

[15] 胡瑞鹏, 王刚, 黄少华. 改进粒子群优化算法在水库优化调度中的应用. 人民黄河, 2014. 36(07): p. 69-72.
Hu Ruipeng, Wang Gang, Huang Shaohua. Application of improved particle swarm optimization algorithm in optimal scheduling of reservoirs. People's Yellow River, 2014. 36(07): p. 69-72.

[16] 闫滨, 王闯. 基于粒子群优化算法的RBF神经网络在闸墩裂缝宽度预测中的应用. 水力发电, 2018. 44(03): p. 33-36+88.
Yan Bin, Wang Chuang. Application of RBF neural network based on particle swarm optimization algorithm in gate pier crack width prediction. Hydropower, 2018. 44(03): p. 33-36+88.

[17] 崔东文, 郭荣. 基于随机漂移粒子群优化的随机森林预测模型及水文应用实例. 三峡大学学报(自然科学版), 2019. 41(02): p. 6-10.
Cui Dongwen, Guo Rong. Random forest prediction model based on random drift particle swarm optimization and an example of hydrological application. Journal of Three Gorges University (Natural Science Edition), 2019. 41(02): p. 6-10.

[18] 何国栋, 崔东文. 基于阴阳对算法优化的随机森林与支持向量机组合模型及径流预测实例. 人民珠江, 2019. 40(03): p. 33-38.
He Guodong, Cui Dongwen. Combined random forest and support vector machine model based on optimization of yin-yang pair algorithm and an example of runoff prediction. People's Pearl River, 2019. 40(03): p. 33-38.

[19] 熊怡, 周建中, 贾本军, 等. 基于随机森林遥相关因子选择的月径流预报. 水力发电学报, 2022. 41(03): p. 32-45.
Xiong Yi, Zhou Jianzhong, Jia Benjun, et al. Monthly runoff forecasting based on random forest remote correlation factor selection. Journal of Hydropower Generation, 2022. 41(03): p. 32-45.

[20] 冯仲恺, 付新月, 纪国良, 等. 基于混合孪生支持向量机的径流区间预测. 人民长江, 2024. 55(04): p. 95-102+117.
Feng Zhongkai, Fu Xinyue, Ji Guoliang, et al. Runoff interval prediction based on hybrid twin support vector machine. People's Yangtze River, 2024. 55(04): p. 95-102+117.

[21] 甘容, 马超鑫, 高勇, 等. 基于二次分解和支持向量机的月径流预测方法. 郑州大学学报(工学版), 2024. 45(06): p. 32-39.
Gan Rong, Ma Chao Xin, Gao Yong, et al. A monthly runoff prediction method based on quadratic decomposition and support vector machine. Journal of Zhengzhou University (Engineering Edition), 2024. 45(06): p. 32-39.

[22] VECOVEN N., D. ERNST , G. DRION . A bio-inspired bistable recurrent cell allows for long-lasting memory. PLOS ONE, 2021.

[23] ZHANG F., C. LAI , W. CHEN . Weather Radar Echo Extrapolation Method Based on Deep Learning. Atmosphere, 2022.

[24] KEW, W., J.B.O. MITCHELL . Greedy and Linear Ensembles of Machine Learning Methods Outperform Single Approaches for QSPR Regression Problems. Molecular Informatics, 2015.