Journal of Water Resources Research 水资源研究, 2026, 15(4), 341-347
Published Online August 2026 in Hans. https://www.hanspub.org/journal/jwrr
https://doi.org/10.12677/jwrr.2026.154037

Hans汉斯

# 基于物理概化与深度学习耦合的葛洲坝水位预测模型

李文达[1,2*]，任玉峰[1,2]，李文晖[1,2]，齐泓玮[1,2]，李雨晨[1,2]，王鹏翔[1,2]

[1]中国长江电力股份有限公司，湖北 宜昌
[2]智慧长江与水电科学湖北省重点实验室，湖北 宜昌

收稿日期：2026年6月30日；录用日期：2026年8月16日；发布日期：2026年8月27日

## 摘 要

针对葛洲坝等低水头、小库容径流式水电站日内发电调度中水位预测精度不足的问题，构建了物理概化模型与长短期记忆网络(LSTM)耦合的水位预测方法。河段传播采用时移与幅度修正概化，历史水量平衡用于反算耗水率样本，LSTM学习耗水率随运行状态变化的时序关系。预测时结合上游下泄、本站计划出力及泄流，按水量平衡递推计算坝前水位。依据2025年枯水期调峰出力线型，选取6个小幅调峰且日内出力计划调整幅度较小的典型日工况，与直接水位LSTM进行比较。耦合模型在4个工况中同时降低平均绝对误差(MAE)和均方根误差(RMSE)，6个工况的平均MAE和RMSE分别由0.13 m、0.15 m降至0.07 m、0.08 m；平均日末绝对误差由0.27 m降至0.03 m。在小幅调峰、运行工况相对稳定的条件下，该方法可为径流式水电站日发电计划编制提供依据。

## 关键词

葛洲坝，坝前水位，物理概化，长短期记忆网络，发电耗水率，水量平衡

# A Water-Level Prediction Model for Gezhouba Based on the Coupling of Physical Conceptualization and Deep Learning

**Wenda Li[1,2*], Yufeng Ren[1,2], Wenhui Li[1,2], Hongwei Qi[1,2], Yuchen Li[1,2], Pengxiang Wang[1,2]**

[1]China Yangtze Power Co., Ltd., Yichang Hubei
[2]Hubei Key Laboratory of Intelligent Yangtze and Hydroelectric Science, Yichang Hubei

Received: June 30, 2026; accepted: August 16, 2026; published: August 27, 2026

作者简介：李文达(1994-)，男，博士，工程师，研究方向为二维水动力学并行计算，水文预报与调度。
*通讯作者 Email: 546038591@qq.com

文章引用: 李文达, 任玉峰, 李文晖, 齐泓玮, 李雨晨, 王鹏翔. 基于物理概化与深度学习耦合的葛洲坝水位预测模型[J]. 水资源研究, 2026, 15(4): 341-347. DOI: 10.12677/jwrr.2026.154037

## Abstract

**Water-level prediction accuracy remains insufficient for intraday generation scheduling at low-head run-of-river hydropower stations with limited storage capacity, such as Gezhouba. The proposed method couples a physics-based conceptual model with a long short-term memory (LSTM) network to predict water levels. A time shift and an amplitude adjustment represent flow propagation along the river reach. The method back-calculates samples of the generation water-consumption rate from historical water balances, and the LSTM learns how this rate varies with operating conditions over time. During prediction, water-balance calculations use upstream releases, the plant's scheduled power output, and spill discharge to recursively determine the forebay water level. The evaluation compares the coupled model with a direct water-level LSTM model using six typical-day cases from the 2025 dry season. Case selection uses power-output profiles to identify days with modest daily peaking and small intraday revisions to the original power schedules. The coupled model reduces both mean absolute error (MAE) and root mean square error (RMSE) in four cases. Across all six cases, average MAE and RMSE decrease from 0.13 and 0.15 m to 0.07 and 0.08 m, respectively, and average end-of-day absolute error decreases from 0.27 to 0.03 m. The method can support the preparation of daily generation schedules for run-of-river hydropower stations under modest daily peaking and relatively stable operating conditions.**

## Keywords

**Gezhouba, Forebay Water Level, Physical Conceptualization, Long Short-Term Memory, Generation Water-Consumption Rate, Water Balance**

Copyright © 2026 by author(s) and Wuhan University & Bureau of Hydrology, Changjiang Water Resources Commission. This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).
http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/
Open Access

## 1. 引言

梯级水电站日内调度需根据上游下泄过程和本站发电计划预判坝前水位。葛洲坝位于三峡下游约 38 km，具有库容小、水头低的运行特点，入库与出库流量的短时失衡会转化为坝前水位变化。日内水位预测误差因而同时受两坝间流量传播和出力向发电流量转换的影响。仅以水位误差为训练目标的序列模型缺少显式水量约束，递推计算中的偏差可能随预见期延长而累积。

物理模型通过河道演进和水库调蓄关系推演水位，其计算精度受参数取值和边界资料影响[1]-[3]。随着运行监测资料的积累，LSTM 等序列模型逐渐用于学习水位、出力及流量之间的非线性时序关系。刘亚新等[4]以水位和机组出力等监测数据建立 LSTM 模型，实现葛洲坝上下游水位的连续预测；汪涛等[5]结合水位、入库流量和出力信息，研究三峡－葛洲坝梯级电站的超短期水位预测，并检验大调峰工况下的预测表现。Kratzert 等[6]将气象序列与流域属性共同用于多流域径流模拟，表明 LSTM 能够从连续水文资料中学习不同流域的响应特征。这些研究通过历史序列刻画水位或径流的变化，为采用时序网络描述出力与发电流量之间的关系提供了方法参考。

物理模型与深度学习的耦合主要通过控制方程或参数约束引导网络学习，或利用物理模型构造网络输入和学习目标[7]-[9]。三峡至葛洲坝河段较短，区间无支流汇入，可采用时移与幅度修正概化入库过程，并以水量平衡计算库容变化。葛洲坝发电耗水率随运行水头、机组效率和机组组合变化。以发电耗水率连接物理概化与 LSTM，可将出力向流量的转换单独作为学习任务，再依据水量平衡递推坝前水位。本文据此构建日内耦合预测方法，并利用 6 个调峰案例校核其过程误差与日末绝对误差。

## 2. 物理概化与 LSTM 耦合预测方法

### 2.1. 河段传播与水量平衡概化

三峡至葛洲坝河段采用时移与幅度修正概化流量传播。时移描述上游下泄变化到达下游的时间差，幅度修正调整传播前后的流量尺度。离散计算以 $k$ 表示时段序号，$\Delta t$ 表示时段长度；传播时滞 $\tau$ 对应的移位时段数记为 $d$。葛洲坝概化入库流量表示为：

$$Q_{\text{in}}^{*}(k)=\alpha Q_{\text{u}}(k-d) \tag{1}$$

式中：$Q_{\text{in}}^{*}(k)$ 为第 $k$ 时段葛洲坝概化入库流量；$Q_{\text{u}}(k-d)$ 为此前 $d$ 个时段的三峡出库流量；$d$ 为经验时滞对应的移位时段数；$\alpha$ 为幅度调整系数。

传播参数根据历史上下游流量过程确定：在一般流量条件下，识别上下游过程对应的波峰、波谷，计算其出现时刻之差，取均值作为传播时滞 $\tau$，并按计算时间间隔换算为移位时段数 $d$；按该时滞配准上下游流量后，逐时段计算下游流量与对应上游流量的比值，以比值的算术平均值确定 $\alpha$。本研究选取枯水期小幅调峰过程，结合两坝间河段较短、区间无明显支流汇入的条件，采用式(1)表征传播时滞和流量尺度差异。该概化以区间来水可忽略、传播前后波形变化较小为前提，利用时移保留原流量过程的波形，忽略河道调蓄引起的波形展宽。记 $Z(k-1)$ 和 $Z(k)$ 分别为第 $k$ 时段初、末的葛洲坝坝前水位，该时段的水量平衡关系为：

$$\begin{aligned} V\left[Z(k)\right]&=V\left[Z(k-1)\right]+\left[Q_{\text{in}}^{*}(k)-Q_{\text{out}}(k)\right]\Delta t\\ Q_{\text{out}}(k)&=\varepsilon(k)P_{\text{g}}(k)+Q_{\text{spill}}(k)\end{aligned} \tag{2}$$

式中：$V(\cdot)$ 为葛洲坝水位－库容关系，库容单位为 $\text{m}^3$，水位单位为 m；$Q_{\text{in}}^{*}(k)$、$Q_{\text{out}}(k)$ 和 $Q_{\text{spill}}(k)$ 分别为第 $k$ 时段的概化入库、总出库和泄流量，均按时段平均流量计，单位为 $\text{m}^3/\text{s}$；$P_{\text{g}}(k)$ 为同期葛洲坝平均出力，单位为万 kW；$\varepsilon(k)$ 为发电耗水率，即单位出力对应的发电流量，单位为 $\text{m}^3/(\text{s}\cdot\text{万 kW})$。无泄流时 $Q_{\text{spill}}(k)$ 取 0。本文 $\Delta t$ 为 15 min，代入水量平衡时取 900 s。

### 2.2. 发电耗水率的 LSTM 预测

耦合模型以发电耗水率为预测对象，以 15 min 为时间间隔，将连续运行序列作为 LSTM 输入。耗水率标签由概化入库和实测库容变化反算，其取值同时受电站运行状态和河段传播概化的影响。水量平衡将耗水率预测与库容变化联系起来，使水位递推满足时段水量收支关系。网络采用连续 $N$ 个时段的滑动窗口，第 $k$ 时段的输入向量 $x_k$ 包括时滞配准的三峡出力 $P_{\text{u}}(k-d)$、葛洲坝出力 $P_{\text{g}}(k)$ 和时段初坝前水位 $Z(k-1)$，分别表征上游运行过程、当前发电出库需求和起始库容状态。LSTM 通过隐藏状态和单元状态传递窗口内的历史信息，窗口末端的隐藏状态经全连接输出层映射为耗水率：

$$\begin{aligned} (h_k,C_k)&=\text{LSTM}(x_k,h_{k-1},C_{k-1})\\ \hat{\varepsilon}(k)&=f_\theta(h_k)\end{aligned} \tag{3}$$

式中：$h_k$ 和 $C_k$ 分别为第 $k$ 时段的隐藏状态和单元状态；$f_\theta$ 表示由全连接层和反标准化组成的输出映射，$\theta$ 为网络输出层参数。预测值 $\hat{\varepsilon}(k)$ 恢复到耗水率的原始量纲后参与流量换算。

### 2.3. 耗水率标签构造与模型耦合

耗水率标签构造采用与预测阶段相同的时段定义。按式(1)计算概化入库流量，以相邻实测水位确定库容增量，再按水量平衡反算总出库流量。从总出库流量中扣除同期泄流量，得到发电出库流量。在葛洲坝出力大于 0 的发电时段，将发电出库流量除以同期出力，得到训练标签：

$$\Delta V(k)=V\left[Z(k)\right]-V\left[Z(k-1)\right]$$
$$\varepsilon^{*}(k)=\frac{Q_{\text{in}}^{*}(k)-\Delta V(k)/\Delta t-Q_{\text{spill}}(k)}{P_{\text{g}}(k)},\ P_{\text{g}}(k)>0 \tag{4}$$

式中：$\Delta V(k)$为第 $k$ 时段的实测库容增量，单位为 m³，正值表示蓄水、负值表示消落；$\varepsilon^{*}(k)$为反算的发电耗水率训练标签，单位为 m³/(s·万 kW)。$Z(k-1)$和$Z(k)$取该历史时段初、末的实测水位，$P_{\text{g}}(k)$和$Q_{\text{spill}}(k)$分别取同期实际出力和泄流量；$Q_{\text{in}}^{*}(k)$为式(1)给出的概化入库流量，$V(\cdot)$和 $\Delta t$ 的定义同 2.1 节。LSTM 以$\varepsilon^{*}(k)$为监督标签，学习运行状态与发电耗水率之间的关系。

预测阶段先按式(1)计算第 $k$ 时段概化入库流量，再由 LSTM 输出发电耗水率预测值$\hat{\varepsilon}(k)$。将该预测值与同期计划出力$P_{\text{g}}(k)$相乘，并加上计划泄流量$Q_{\text{spill}}(k)$，得到总出库流量；随后由式(2)计算时段末库容，通过水位－库容关系反求预测水位$\hat{Z}(k)$。该预测水位作为下一时段的初始状态，依次完成预测日内的水位递推。图 1 给出模型训练与水位预测的衔接关系。

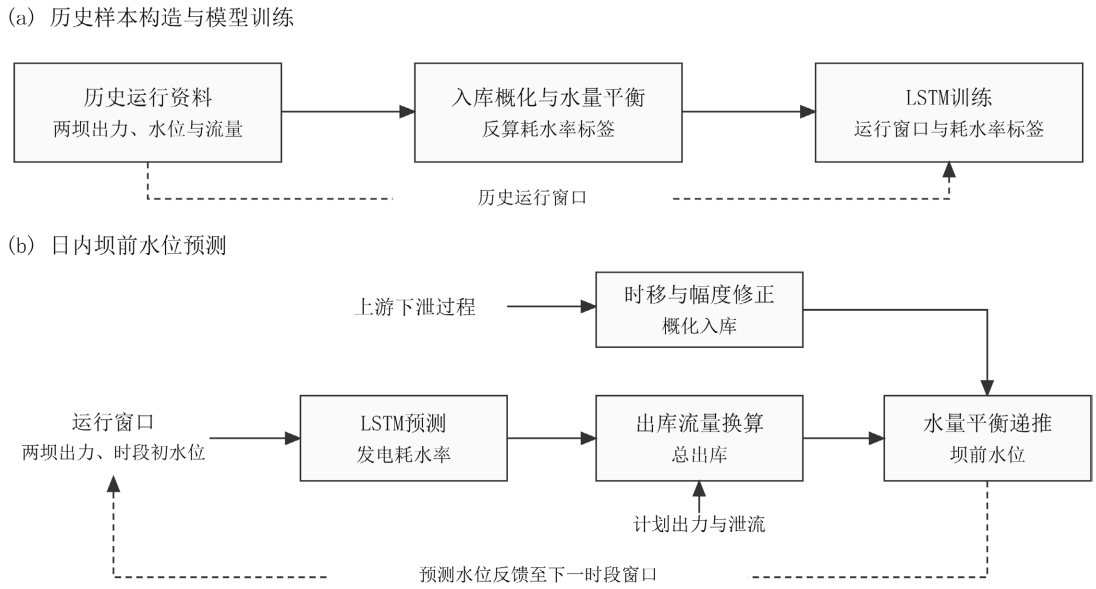



**图 1.** 物理概化与 LSTM 耦合的葛洲坝坝前水位预测流程

## 3. 梯级水库工程应用案例

### 3.1. 研究区域与案例选取

本文研究对象为三峡至葛洲坝约 38 km 河段，区间无明显支流汇入，预测变量为葛洲坝坝前水位。评价资料取自 2025 年枯水期，时间间隔为 15 min，运行变量包括两坝出力、三峡出库流量、葛洲坝坝前水位和泄流量。案例按调峰出力过程的线型选取，以小幅调峰、日内出力计划调整幅度较小为原则，形成 6 个典型日工况。参考两坝调峰试验的出力变化量级[10]，本文将三峡、葛洲坝日内出力峰谷差分别不超过 200 万 kW 和 20 万 kW 作为小幅调峰的判别范围。日内计划调整以葛洲坝各时段调整后出力计划相对原计划的改变量绝对值计，其日均值不超过 2 万 kW。各工况对应的水位过程包括先降后升、先升后降及多次升降等形态，用于比较两类模型在这些基础调峰工况下的水位预测误差。

### 3.2. 模型设置

耦合模型与直接水位 LSTM 均采用 8 时段滑动窗口，输入包括时滞配准的三峡出力、葛洲坝出力和时段初

坝前水位。网络由两级 LSTM 和全连接层构成，LSTM 隐藏维数依次为 64 和 128，全连接层维数为 128-64-1，中间采用线性整流函数(ReLU)激活。两种网络分别输出当前时段耗水率和时段末坝前水位。训练样本由标准化后的历史运行序列按滑动窗口构造，耦合模型以 2.3 节反算的发电耗水率为标签，直接水位 LSTM 以同期实测时段末水位为标签。两类网络均采用平滑 L1 损失(Smooth L1)和 Adam 优化器，并结合学习率衰减更新参数。训练所得模型用于表 1 的 6 个工况，预测输出经反标准化恢复原始量纲。各预测日以起算前实测运行序列构成初始窗口，起算水位记为 $Z(0)$，随后将各自预测水位反馈至后续窗口。两类模型采用相同的起算时刻、初始运行序列和调度边界进行单日递推。传播参数在预测前确定，预测日内实测水位仅用于计算误差。

### 3.3. 水位预测结果与误差分析

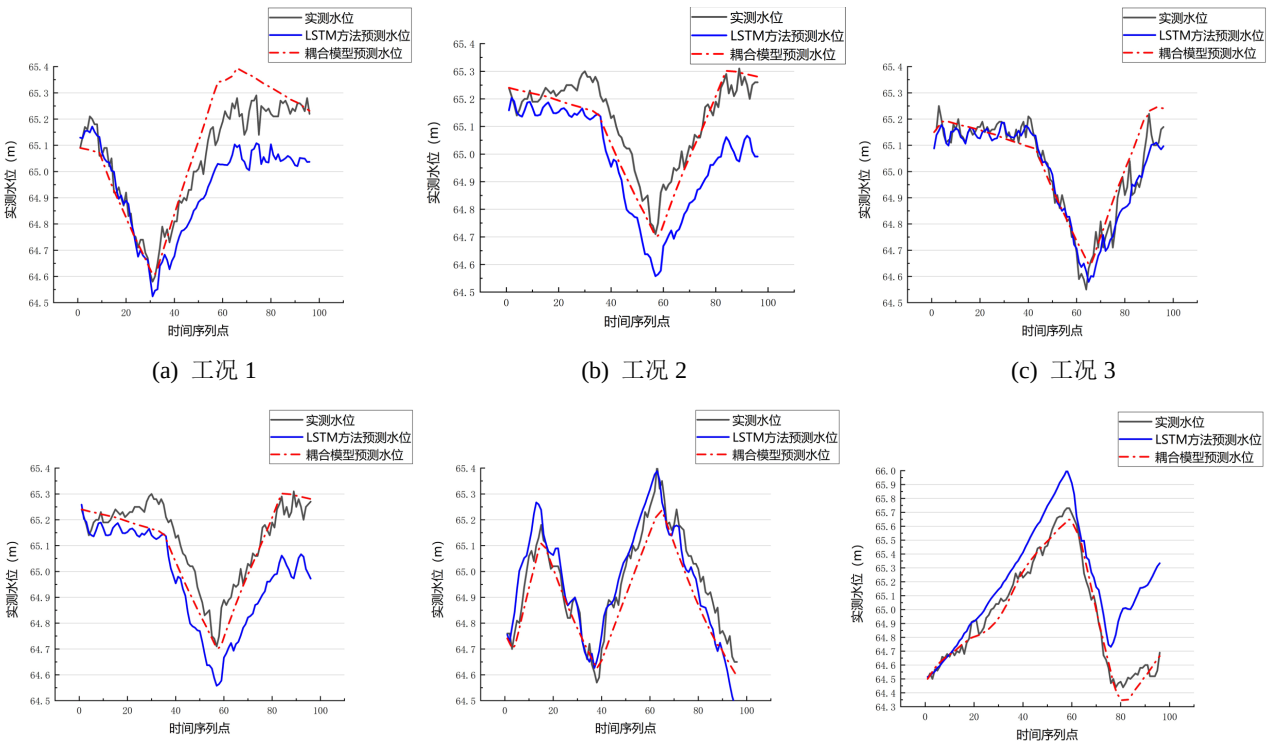
每个案例对应一个预测日，包含 96 个 15 min 时段。图 2 按工况 1 至 6 展示两类模型的水位过程，表 1 汇总对应误差及工况间描述统计。采用平均绝对误差(MAE)、均方根误差(RMSE)评价全过程偏差，以日末绝对误差评价预测终点偏差：

$$\mathrm{MAE}=\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left|\hat{y}_t-y_t\right| \tag{5}$$

$$\mathrm{RMSE}=\sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}\left(\hat{y}_t-y_t\right)^2} \tag{6}$$

$$\Delta Z_{\mathrm{end}}=\left|\hat{y}_T-y_T\right| \tag{7}$$

式中：$y(t)$ 和 $\hat{y}(t)$ 分别为第 $t$ 个时段末的实测和预测水位；$t$ 为指标求和下标，与前文时段序号 $k$ 含义相同；$T$ 为评价时段数，本文 $T=96$；$\Delta Z_{\mathrm{end}}$ 为第 96 个时段末预测水位与实测水位之差的绝对值。




(a) 工况 1　(b) 工况 2　(c) 工况 3

(d) 工况 4　(e) 工况 5　(f) 工况 6

**图 2.** 6 个调峰工况下两类模型的葛洲坝坝前水位预测过程

**表 1.** 6 个调峰工况下两类模型的水位预测误差及工况间统计

| 工况 | 直接水位 LSTM MAE/m | 直接水位 LSTM RMSE/m | 耦合模型 MAE/m | 耦合模型 RMSE/m | 直接水位 LSTM 日末绝对误差/m | 耦合模型 日末绝对误差/m |
|---|---|---|---|---|---|---|
| 1 | 0.11 | 0.13 | 0.08 | 0.10 | 0.18 | 0.01 |
| 2 | 0.15 | 0.17 | 0.06 | 0.07 | 0.27 | 0.02 |
| 3 | 0.04 | 0.05 | 0.05 | 0.07 | 0.07 | 0.07 |
| 4 | 0.15 | 0.17 | 0.06 | 0.07 | 0.30 | 0.01 |
| 5 | 0.07 | 0.08 | 0.08 | 0.09 | 0.16 | 0.06 |
| 6 | 0.23 | 0.30 | 0.06 | 0.07 | 0.64 | 0.02 |
| 平均 | 0.13 | 0.15 | 0.07 | 0.08 | 0.27 | 0.03 |
| 中位数 | 0.130 | 0.150 | 0.060 | 0.070 | 0.225 | 0.020 |
| 标准差 | 0.067 | 0.088 | 0.012 | 0.013 | 0.199 | 0.026 |
| 最小值 | 0.040 | 0.050 | 0.050 | 0.070 | 0.070 | 0.010 |
| 最大值 | 0.230 | 0.300 | 0.080 | 0.100 | 0.640 | 0.070 |

注：中位数、标准差及极值依据表中 6 个工况的两位小数指标计算，反映工况间差异；标准差采用 $n-1$ 分母($n=6$)。

耦合模型在工况 1、2、4 和 6 中同时降低 MAE 和 RMSE，6 个工况的平均 MAE、RMSE 分别为 0.07 m 和 0.08 m，低于直接水位 LSTM 的 0.13 m 和 0.15 m。工况 3 和 5 的 MAE 则分别由 0.04 m、0.07 m 增至 0.05 m、0.08 m，说明过程误差的改善随工况而异。直接水位 LSTM 与耦合模型的 MAE 中位数分别为 0.130 m 和 0.060 m，样本标准差分别为 0.067 m 和 0.012 m；在这 6 个案例中，耦合模型的 MAE 在工况间变化较小。

耦合模型在 5 个工况中降低日末绝对误差，工况 3 与直接水位 LSTM 持平。日末绝对误差的工况间中位数由 0.225 m 降至 0.020 m，最大值由 0.640 m 降至 0.070 m。工况 6 的日末绝对误差由 0.64 m 降至 0.02 m，对平均日末绝对误差的下降贡献较大。图 2(a)、图 2(b)、图 2(d)的先降后升过程及图 2(f)的先升后降过程显示，两类模型在波动后段逐渐出现差异，耦合模型的日末水位更接近实测值。图 2(c)、图 2(e)对应工况 3 和 5，直接水位 LSTM 的 MAE 和 RMSE 均较小，但工况 5 中耦合模型的日末绝对误差更小，反映了过程误差与终点误差的区别。

## 4. 结论

1) 以历史水量平衡反算的发电耗水率连接 LSTM 与物理概化模型，可将耗水率估计转换为发电出库流量，并依据水量平衡递推计算日内坝前水位。该方法显式计入计划出力和泄流对库容变化的影响。

2) 在 6 个枯水期小幅调峰工况中，耦合模型在 4 个工况下同时降低 MAE 和 RMSE，在 5 个工况下降低日末绝对误差。工况 3 和 5 的过程误差高于直接水位 LSTM。

3) 本文方法适用于区间来水可忽略、传播前后波形变化较小的短河段。应用时，需利用历史运行资料确定传播参数并构造耗水率训练样本，再以起算水位和给定调度计划进行水位递推。对枯水期小幅调峰且日内出力计划调整幅度较小的工况，可比较不同出力、泄流安排对应的日内水位过程及日末水位，为调度方案选择提供依据。

## 基金项目

国家自然科学基金区域创新发展联合基金集成项目(U25A6028)；中国长江电力股份有限公司自主科研项目(项目编号：2424020014)。

## 参考文献

[1] GUPTA, H. V., SOROOSHIAN, S. and YAPO, P. O. Status of automatic calibration for hydrologic models: Comparison with

multilevel expert calibration. Journal of Hydrologic Engineering, 1999, 4(2): 135-143. https://doi.org/10.1061/(asce)1084-0699(1999)4:2(135)

[2] ORTH, R., STAUDINGER, M., SENEVIRATNE, S. I., et al. Does model performance improve with complexity? A case study with three hydrological models. Journal of Hydrology, 2015, 523: 147-159. https://doi.org/10.1016/j.jhydrol.2015.01.044

[3] 苟娇娇, 缪驰远, 徐宗学, 等. 大尺度水文模型参数不确定性分析的挑战与综合研究框架[J]. 水科学进展, 2022, 33(2): 327-335.

[4] 刘亚新, 樊启祥, 尚毅梓, 等. 基于 LSTM 神经网络的水电站短期水位预测方法[J]. 水利水电科技进展, 2019, 39(2): 56-60.

[5] 汪涛, 徐杨, 曹辉, 等. 基于 LSTM 的三峡-葛洲坝梯级电站超短期水位预测[J]. 长江科学院院报, 2025, 42(4): 80-86.

[6] KRATZERT, F., KLOTZ, D., SHALEV, G., et al. Towards learning universal, regional, and local hydrological behaviors via machine learning applied to large-sample datasets. Hydrology and Earth System Sciences, 2019, 23(12): 5089-5110. https://doi.org/10.5194/hess-23-5089-2019

[7] 陈冲, 朱啸宇, 王芳, 等. 物理引导的深度学习研究综述: 进展、挑战和展望[J]. 计算机科学与探索, 2025, 19(2): 277-294.

[8] 孙明博, 闫宝伟, 常建波, 等. 基于物理机制和深度学习的混合模型及应用研究[J]. 中国农村水利水电, 2024(8): 67-72, 80.

[9] ZUBELZU, S., GHALKHA, A., BEN ISSAID, C., et al. Coupling machine learning and physical modelling for predicting runoff at catchment scale. Journal of Environmental Management, 2024, 354: 120404. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2024.120404

[10] 牛兰花, 张小峰, 李云中. 三峡电站调峰试验两坝间非恒定流原型观测分析[J]. 人民长江, 2006, 37(12): 24-27.