

考虑发电与弃水风险的梯级水电站水库风险调度模型

丁紫玉^{1,2}, 方国华², 毛莺池¹, 刘彦哲^{2,3}, 杨光智¹, 徐 铭⁴

(1. 河海大学计算机与软件学院, 江苏 南京 211100; 2. 河海大学水利水电学院, 江苏 南京 210098;
3. 上海市水利工程设计研究院有限公司, 上海 200061; 4. 江苏省水利工程科技咨询股份有限公司, 江苏 南京 210029)

摘要:为量化梯级水电站水库调度过程中的风险形势,提出了预报信息驱动的梯级水电站水库风险调度模型。基于长短期记忆(LSTM)神经网络建立风险形势预测模型,通过构造预报入库径流、水库运行工况、调度决策与出力破坏程度和弃水量之间的映射关系,动态推演复杂工况下梯级水电站水库调度风险;建立基于风险形势的梯级水电站水库调度模型,提出发电不足风险预控模式和弃水风险预控模式。选取雅砻江流域下游锦屏一级和二滩水库组成的梯级水电站水库作为实例研究,结果表明:与常规发电量最大模型相比,风险调度模型通过提前降低出力来补偿未来出力破坏时段的发电量,锦屏一级和二滩水电站分别减小出力破坏程度46%、63%,通过提前增加发电流量预留库容来缓解蓄水期后续时段的弃水量,锦屏一级和二滩水电站分别降低弃水流量4.8%、5.4%;风险形势预测模型能够将径流不确定性嵌入风险调度模型中,通过风险预控决策动态响应水电站水库调度运行状态和径流形势变化,在保证梯级发电量的同时有效降低调度风险。

关键词:梯级水电站水库;发电不足风险;弃水风险;长短期记忆神经网络

中图分类号:TV697.1⁺2 **文献标志码:**A **文章编号:**1004-6933(2024)02-0100-07

Risk dispatching model of cascade hydropower station reservoirs considering power generation and water abandonment risks//DING Ziyu^{1,2}, FANG Guohua², MAO Yingchi¹, LIU Yanzhe^{2,3}, YANG Guangzhi¹, XU Ming⁴
(1. College of Computer Science and Software Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China; 2. College of Water Conservancy and Hydropower Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China; 3. Shanghai Water Conservancy Engineering Design and Research Institute Co., Ltd., Shanghai 200061, China; 4. Jiangsu Province Water Engineering Sci-Tech Consulting Co., Ltd., Nanjing 210029, China)

Abstract: To quantify the risk situation during the operation of cascade hydropower station reservoirs, a risk operation model driven by forecast information was proposed. Based on long-short term memory (LSTM) neural network, a risk situation prediction model was established. By constructing a mapping relationship between predicted inflow runoff, reservoir operating conditions, scheduling decisions, output damage degree, and abandoned water volume, the risk of reservoir scheduling in cascade hydropower stations under complex operating conditions was dynamically deduced. A risksituation based scheduling model for cascade hydropower station reservoirs was established, and risk pre control models for insufficient power generation and water abandonment were proposed. A case study was conducted on a cascade hydropower station consisting of the Jinping I Reservoir and the Ertan Reservoir in the lower reaches of the Yalong River Basin. The results show that compared to the conventional maximum power generation model, the risk scheduling model compensates for future output shortage periods by reducing a certain amount of output in advance, reducing the depth of output shortage of the Jinping I Reservoir and Ertan Reservoir by 46% and 63%, respectively. Additionally, it increases power generation discharge in advance to reserve storage capacity, thus alleviating the water surplus in the subsequent periods in the wet season, leading to a reduction of total water surplus of the Jinping I Reservoir and Ertan Reservoir by 4.8% and 5.4%, respectively. The risk situation prediction model can incorporate the uncertainty of inflow into the risk scheduling model, enabling dynamic response to the operational state of the hydropower station reservoir and changes in inflow situation through risk control decisions.

Key words: cascade hydropower station reservoir; insufficient power generation risk; water abandonment risk; LSTM neural network

基金项目:中国博士后科学基金项目(2022M720996);国家重点研发计划项目(2019YFE0105200);江苏省卓越博士后计划项目(2022ZB157)

作者简介:丁紫玉(1993—),女,助理研究员,博士,主要从事水资源调度研究。E-mail:dingzy@hhu.edu.cn

通信作者:方国华(1964—),女,教授,博士,主要从事水电系统规划及调度研究。E-mail:hhuafh@163.com

随着流域大规模水库群的建设和投运,使得水库群调度面临规模巨大、拓扑结构复杂、综合利用矛盾突出等难题。流域水利枢纽通常涉及供水、发电、防洪、生态、航运等多个目标,在水资源多目标利用过程中由于存在干支流水随机性、调度决策经验主观性等不确定性因素,使得水资源利用方案在实际执行过程中存在一定程度的风险^[14]。如何在保障水库效益的同时满足调度风险可控的要求,是水资源高效利用的重要问题。

在水电站水库风险调度研究方面,通常根据调度要求、风险特征等因素建立适当的风险指标对不同调度方案的风险程度进行评估,进而对调度方案比选及调整^[5];或者将可接受的风险程度转化为调度模型的约束条件,进行调度方案的优化^[6]。例如: Xu 等^[7]基于洪水序列时空相关特征,分析不同径流场景下的洪水风险,诊断水库群系统中的脆弱水库和稳定水库,为水库的防洪策略提供建议;张鸿雪^[8]通过模拟随机径流场景下的水库调度方案,分析发电风险指标和生态风险指标的分布情况来确定其可容忍阈值,并将其作为澜沧江下游梯级水库调度模型的约束条件,以实现考虑多重风险的调度决策。同时,水电站水库的风险调度可将关注的调度风险指标转化为目标函数直接结合到优化调度模型中,通过对不同水库状态、来水情势等进行情景分析,依据期望效益理论、鲁棒决策理论等方法给出风险调度方案,尽可能降低风险损失^[9-10]。例如:任康^[5]提出西江流域水库群风险鲁棒调度模型,通过将出力风险及压咸风险融合到优化调度模型中,降低水库群预期效益与实际效益之间的差异,提高调度方案应对径流不确定性的稳健性; Rosner 等^[11]针对非一致性条件下的洪水风险决策问题,建立结合来水趋势检测的水库优化调度模型来降低洪涝灾害的期望损失。

对于风险调度中预报信息运用,通常将预报信息作为模型的输入来制定调度方案。例如:熊艺淞^[12]运用不同精度的预报径流驱动西江流域梯级水库群调度模型,分析径流不确定性对发电、供水和生态风险的影响,以辅助调度决策的制定;闻昕等^[13]基于风光出力预测值制定了水风光互补系统中水电站的日内调度计划,并基于实际运行结果分析了互补系统的失负荷风险和水库水位波动风险; Guo 等^[14-15]针对水风光储互补系统,以电网负荷和风光出力的预报场景集驱动考虑出力平稳性的多目标鲁棒优化调度模型,制定了有效规避系统失负荷或弃电风险的水电调度策略。目前,风险调度的研究主要从输入不确定性刻画、典型场景风险分析、融

合风险指标的调度决策模型方面展开,然而基于多场景考虑预报不确定性的方式难以反映输入变量的动态变化情况,调度风险随时间推进逐步偏离水库系统的真实状态,使得优化调度模型决策的优越性降低。因此,如何表征水库调度过程中的风险形势,提出适应风险变化的水电站水库过程化决策方式,实现调度决策方案与实时实施方案的交互,以有效预防控制水库调度风险有待进一步研究。

水能资源作为重要的清洁及可再生能源,在增加电力供应、改善能源结构等方面具有重要作用。然而受极端气候、局部气象因素影响,在水库来水较枯时易引起电力供应不足;同时,受到水库调节能力、输电通道容量限制,汛期弃水现象凸显。基于此,本文主要研究考虑出力不足风险和弃水风险的梯级水电站水库优化调度。通过深度学习方法分别建立出力不足风险和弃水风险形势预测模型,刻画径流不确定性条件下面向水电站水库调度过程的出力不足风险和弃水风险;提出基于风险形势的水电站水库自适应决策方法,及时给出合理的风险预控决策,以期为流域水电站水库群的管理决策提供依据。

1 风险调度模型构建

本文梯级水电站水库风险形势主要指风险事件造成的损失程度^[16]。构建风险形势预测模型,基于水电站水库的预报入库径流、当前运行状态等信息,根据水电站水库的调度决策方式对梯级水电站未来调度时段的发电不足风险、弃水风险进行预测,为水电站提前采取风险控制措施提供判断依据,并在此基础上提出风险预控模式,在线生成风险预控决策方案,以实现即时响应风险形势的水电站水库调度决策。

1.1 风险形势预测模型

梯级水电站水库风险形势预测的核心是建立预报信息、运行工况与调度决策之间的非线性映射关系。神经网络能够利用其对非线性数据较好的逼近能力,构建各类输入数据与输出数据直接的映射关系,进而实现对目标数据的预测^[17]。其中,长短期记忆(long short-term memory, LSTM)神经网络作为一种时间循环神经网络,由输入层、一个或多个隐藏层以及输出层组成具有重复单元的链式结构,其隐藏层中的神经元不仅能从输入层中接收信息,还可以接收神经元从上一个时刻所感知的信息,这种循环结构使得 LSTM 神经网络能够学习到序列的内在特征^[18-19]。LSTM 神经网络引入门控机制来控制信息的累积速度,可有效解决信息的长期传输和记忆

问题^[20],并掌握长时间跨度的非线性关系,避免了简单神经网络容易出现的梯度消失与梯度爆炸现象,考虑到水库入库径流存在长周期的变化趋势,本文采用 LSTM 神经网络构建风险形势预测模型。

风险形势预测模型的构建主要包括样本集构建和模型训练两个部分。由于水电站水库的未来风险情况受调度决策方式影响,因此本文首先根据水电站调度运行方式,进行梯级水电站调度运行决策模拟。通过评估调度决策的风险程度,进行风险形势预测模型训练样本集的构建,进而进行模型训练。

a. 样本集构建。对于以发电为主要功能的梯级水电站水库,以发电量最大为目标。考虑水量平衡约束、库容约束、下泄流量约束、发电流量约束、电站装机容量约束、水位变幅约束、调度期末水库库容约束等约束条件^[13,21-22],建立梯级水电站调度运行模型对梯级水电站进行调度决策模拟:

$$F_1 = \max \sum_{i=1}^T \sum_{i=1}^M B_{i,t}(V_{i,t}, \hat{I}_{i,t,t}, D_{i,t}) \quad (1)$$

其中 $B_{i,t}(\cdot) = \frac{Q_{i,t}}{\varphi_i(H_{i,t})} \Delta t$

式中: F_1 为整个调度期的发电量; T 为调度期长度; M 为水电站个数; $B_{i,t}(\cdot)$ 为第*i*个电站*t*时段的发电量; $V_{i,t}$ 为第*i*个水库当前决策*t*时段对应的时段初水库库容; $\hat{I}_{i,t,t}$ 为第*i*个水库在*t*时段初获得的对于*t*时段的预报入库流量,第一个时间索引*t*为预报时刻(*t*时段初),第二个时间索引*t*为预报数据对应的时段; $D_{i,t}$ 为第*i*个水库在*t*时段的调度决策; $Q_{i,t}$ 为第*i*个水库在*t*时段的发电流量; $H_{i,t}$ 为第*i*个水库在*t*时段的发电净水头; $\varphi_i(\cdot)$ 为第*i*个水电站的发电耗水率函数; Δt 为调度时段的时长。

对于面临决策时段*k*,首先,依据面临时段至调度期末 $[k, T]$ (简称余留期)的预报径流制定水电站水库调度决策*D*(式(2)),并执行时段*k*的调度决策;其次,基于当前时段径流实际值更新决策时段末的水库状态;最后,随时间推进更新后续时段的径流预报值,对还未实施的调度计划进行不断修正,最终实现整个调度期的调度决策,进而得到水电站水库调度期的库容、出力、下泄流量、弃水流量等变化过程。

$$D = \operatorname{argmax} \sum_{t=k}^T \sum_{i=1}^M B_{i,t}(V_{i,t}, \hat{I}_{i,t,t}, D_{i,t}) \quad (2)$$

在此基础上,根据水电站调度模拟结果构建用于风险形势预测模型训练的样本集。针对水电站水库*i*,设置输入数据为当前决策时段的水库库容状态、决策方案和对未来时段入库径流预报(式(3)),模型输出数据分别为基于调度模型模拟的后续时段的电站出力破坏程度(式(4))和弃水流量(式(5))。

$$X_t = \{V_t, D_t, \hat{I}_{t,t}, \hat{I}_{t,t+1}, \dots, \hat{I}_{t,t+n-1}\} \quad (3)$$

$$Y_{N,t} = \{N_{L,t+1}, N_{L,t+2}, \dots, N_{L,t+m}\} \quad (4)$$

$$Y_{Q,t} = \{Q_{S,t+1}, Q_{S,t+2}, \dots, Q_{S,t+m}\} \quad (5)$$

其中 $N_{L,t+1} = \begin{cases} N_o - N_{t+1} & N_{t+1} < N_o \\ 0 & N_{t+1} \geq N_o \end{cases}$

式中: X_t 为风险形势预测模型*t*时段的输入数据; n 为输入预报径流的预见期时段数; $Y_{N,t}$ 和 $Y_{Q,t}$ 分别为出力不足风险预测模型和弃水风险预测模型*t*时段输出标签值集合,其中弃水风险基于弃水流量进行表征,发电不足风险通过出力破坏程度指标进行表征; N_t 和 N_o 分别为电站*t*时段的出力及保证出力; $N_{L,t+1}$ 和 $Q_{S,t+1}$ 分别为基于调度模型模拟的*t+1*时段的出力破坏程度和弃水流量; m 为输出数据的时段数。

b. 模型训练。风险形势预测模型训练主要是对 LSTM 神经网络参数的训练。LSTM 神经网络输入层负责读取输入神经网络的信息,隐藏层主要对数据进行特征提取,输出层用于显示神经网络的计算结果,即风险预测的结果。在训练过程中,神经网络根据输入数据通过前向传播依次计算输入层至输出层中各层的结果,并求解模型损失函数来量化模型输出与给定输出标签值的偏离程度,然后以损失函数最小为目标通过反向传播算法更新各神经元参数,重复以上过程使得神经网络计算的预测值逐渐逼近样本标签值,进而完成模型的训练。对于风险形势预测模型,设置 LSTM 神经网络每个时间节点的输入为该时间节点的水库状态、决策方案和未来*n*个时段的径流预报信息,模型输出标签值为未来*m*个时段的出力破坏程度或弃水流量。采用均方差作为预测模型的损失函数,对模型神经网络进行训练,得到分别用于预测未来发电不足风险和弃水风险的风险形势预测模型,训练过程如图 1 所示。

1.2 基于风险形势的风险调度模型

为减少梯级水电站水库弃水量以及出力不足情况,在风险形势预测模型对未来时段出力破坏程度和弃水量预测的基础上,建立发电不足风险预控模式和弃水风险预控模式,针对面临时段的决策方案进行调整,以减轻未来的调度运行风险,提高水资源的利用率。

a. 发电不足风险预控模式。发电不足风险预控模式的目标是尽可能降低梯级水电站在整个调度期的出力破坏程度*G_t*(式(6))。由于入库径流的不确定性使得梯级水电站在来水较小的时期容易发生出力不足的情况,发电不足风险预控模式的基本思想是水电站通过提前降低一定的出力为未来出力不足的时段存蓄水量,以减少未来出力不足情况的发生。

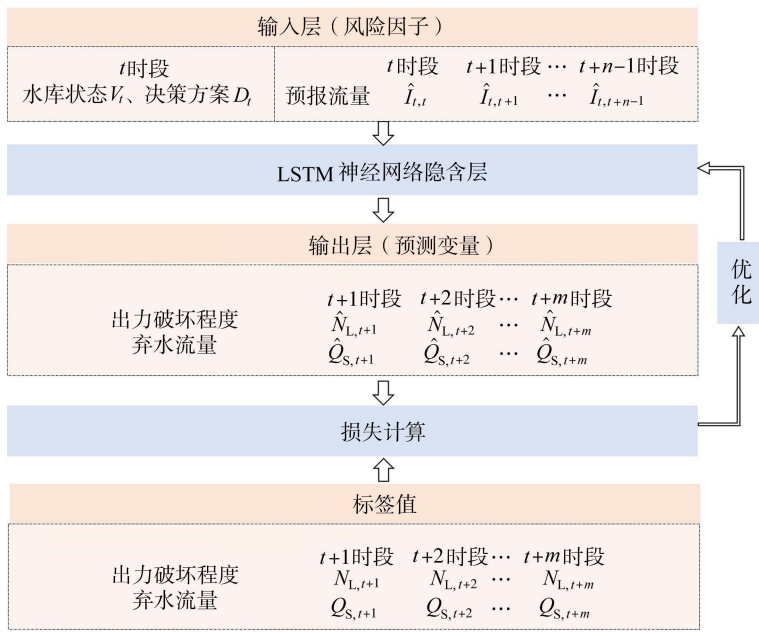


图1 风险形势预测模型训练过程

Fig. 1 Training process of risk situation prediction model

$$G_1 = \min \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^M N_{L,t} \quad (6)$$

对于以发电功能为主的梯级水电站而言,为保障水电站的发电效益,发电不足风险预控模式是建立在发电量最大模型所做决策的基础之上,通过对面临调度时段决策方案的修正来减轻未来时段的发电不足风险。具体地,基于水电站当前运行状态和预报径流对未来水电站出力形势进行预测,根据未来时段可能的出力破坏程度,求解当前时段出力的修正项,进而降低面临调度时段的出力决策、预留部分水库水量,以减少未来可能的出力破坏次数及破坏程度,计算公式为

$$D_k = \operatorname{argmax} \sum_{t=k}^T \sum_{i=1}^M B_{i,t}(V_{i,t}, \hat{I}_{i,t,t}, V_{i,t+1}) \Delta t - C_{N,k} \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (7)$$

其中 $C_{N,k} = \sum_{j=1}^m \mu_j \hat{N}_{L,i,k+j} \Delta t$

$$\left\{ \hat{N}_{L,i,k+1}, \hat{N}_{L,i,k+2}, \dots, \hat{N}_{L,i,k+m} \right\} = L_N(V_{i,k}, D_{i,k}, \hat{I}_{i,k,k}, \hat{I}_{i,k,k+1}, \dots, \hat{I}_{i,k,k+n-1}) \quad (8)$$

式中: D_k 为考虑风险的面临时段 k 水电站调度决策; $C_{N,k}$ 为面临时段 k 决策方案面向出力不足风险的修正函数; $\hat{N}_{L,i,k+1}$ 为对 $k+1$ 时段的出力破坏程度预测; L_N 为出力不足风险形势预报模型; μ_j 为当前时段之后的第 j 个时段出力破坏程度的修正系数。

b. 弃水风险预控模式。 弃水风险预控模式的目标是尽可能降低梯级水电站在整个调度期的弃水量 G_2 (式(9))。弃水风险预控模式的基本思想是水电站通

过提前加大出力、增加泄流量为未来来水较大的时段腾空库容增加储蓄空间,进而降低未来时段的弃水量。

$$G_2 = \min \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^M Q_{S,i,t} \Delta t \quad (9)$$

与发电不足风险预控模式相似,弃水风险预控模式同样是在发电量最大模型所做决策的基础上增加修正项建立的,通过对面临调度时段决策的调整来减轻未来时段的弃水风险。具体地,基于水电站当前运行状态和预报径流对未来水电站弃水情况进行预测,将未来时段可能的弃水量转化为弃电量,对当前时段发电决策进行修正,通过增加面临调度时段的发电量增加水库的蓄水空间,以减少来水较大时段的弃水流量,计算公式为

$$D_k = \operatorname{argmax} \sum_{t=k}^T \sum_{i=1}^M B_{i,t}(V_{i,t}, \hat{I}_{i,t,t}, V_{i,t+1}) \Delta t + C_{Q,k} \quad (i = 1, 2, \dots, M) \quad (10)$$

其中 $C_{Q,k} = \frac{\sum_{j=1}^m \lambda_j \hat{Q}_{S,i,k+j}}{\varphi_i(H_{i,j})} \Delta t$

$$\left\{ \hat{Q}_{S,i,k+1}, \hat{Q}_{S,i,k+2}, \dots, \hat{Q}_{S,i,k+m} \right\} = L_Q(V_{i,k}, D_{i,k}, \hat{I}_{i,k,k}, \hat{I}_{i,k,k+1}, \dots, \hat{I}_{i,k,k+n-1}) \quad (11)$$

式中: $C_{Q,k}$ 为面临时段决策面向弃水风险的调整函数; $\hat{Q}_{S,i,k+j}$ 为对 $k+1$ 时段的弃水流量预测; λ_j 为当前时段之后的第 j 个时段弃水流量对应的系数; L_Q 为弃水风险形势预报模型。

2 实例研究

利用由雅砻江下游控制性水库锦屏一级水电站

水库(年调节)、二滩水电站水库(季调节)组成的梯级水电站水库进行实例研究。以日为研究时段,构建出力不足风险和弃水风险形势预测模型,并建立基于风险形势的水电站自适应调度决策方法。研究数据包括2017年6月至2022年5月锦屏一级水库和锦屏一级—二滩区间的日尺度实际径流、未来3日的预报径流序列以及水电站的设计运行参数。

2.1 风险形势预测

风险形势预测模型中 LSTM 神经网络的优化算法选择动量随机梯度下降法 (stochastic gradient descent with momentum, SGDM)^[23], 隐含层设置为两层, 并采用网格搜索方法确定 LSTM 神经网络的隐含层神经元个数、学习率和迭代次数, 模型其他参数则采取默认值。隐含层神经元个数越多则模型参数越多, 训练过程越复杂; 学习率决定模型训练时的收敛速度, 学习率较大时收敛速度较快, 但可能造成模型在局部最优解的附近摆动, 学习率较小时训练结果精度较高, 但收敛速度较慢; 迭代次数影响模型是否会发生过拟合或者欠拟合现象^[24]。

对于风险形势预测模型的训练, 运用梯级水电站发电量最大调度模型模拟2016年6月至2022年5月锦屏一级和二滩水电站的调度运行过程。在此基础上, 以研究时刻的水库库容状态、未来3个时段的预报入库径流、当前时段所做的出力决策/出库流量决策作为针对出力不足风险形势预报模型、弃水风险形势预报模型的输入, 输出为未来第二时段和第三时段的出力破坏程度和弃水流量, 其中二滩预

报径流为锦屏一级的出库流量叠加锦屏一级—二滩区间的径流预报。2016年6月至2021年5月数据用于模型训练, 2021年6月至2022年5月数据用于模型检验, 经试验确定模型第一层隐含层神经元个数为100, 第二层为50, 初始学习率为0.1, 学习率衰减系数为0.8, 迭代次数为600, 得到出力不足风险形势预测模型和弃水风险形势预测模型。训练期和验证期模型预测效果如图2和图3所示。

由图2、图3可见, 总体上弃水流量预测效果优于出力破坏程度预测效果, 采用确定系数(R^2)、均方根误差(RMSE)和平均绝对值误差(MAE)对风险形势预测模型的性能进行分析^[25-26], 结果见表1。出力破坏程度和弃水流量第二时段预测值的 R^2 基本高于第三时段, 同时RMSE和MAE基本低于第三时段, 说明模型对第二时段的预报精度高于第三时段。其中弃水风险形势预测效果较为精准, 特别是二滩水电站的 R^2 在0.92以上。尽管模型预测精度随着预见期的延长有所下降, 但在检验期的出力破坏程度预测和弃水流量预测 R^2 值均高于0.8, 表明风险形势预测模型具有良好的泛化性能。

2.2 梯级水电站水库调度决策

对于考虑发电不足风险和弃水风险的梯级水电站水库调度决策, 首先根据梯级水库当前的径流预报信息及水库状态, 基于发电量最大模型获得当前决策时段的出力及出库流量等调度决策, 然后运用风险形势预测模型, 对后续时段的出力破坏程度和弃水形势进行预测, 并对当前时段的决策进行调整。

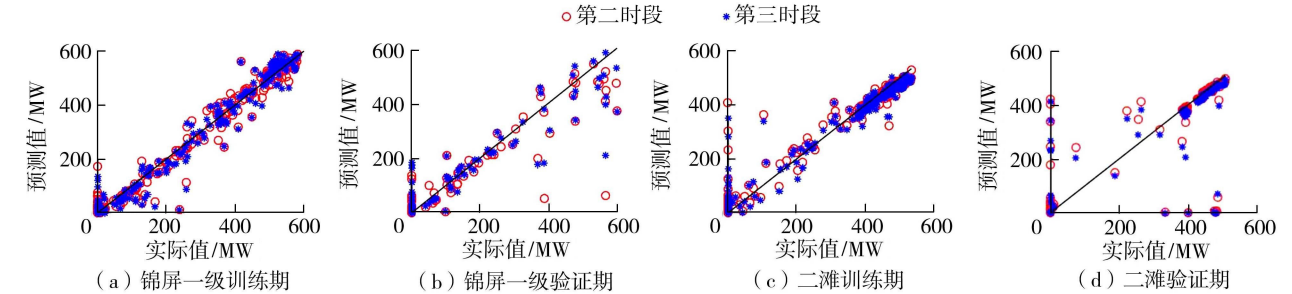


图2 出力破坏程度预测结果

Fig.2 Power output shortage forecast result

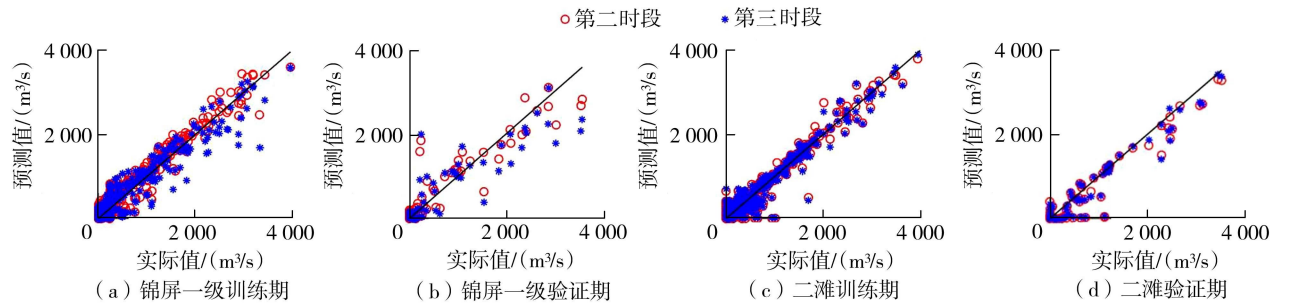


图3 弃水流量预测结果

Fig.3 Water surplus forecast result

表 1 训练期和检验期模型预测性能指标

Table 1 Performance of risk situation prediction models during training and validation periods

水电站	预测指标	时间	训练期			检验期		
			R^2	RMSE	MAE	R^2	RMSE	MAE
锦屏一级	出力破坏程度	第二时段	0.982	13.88	4.76	0.872	38.40	12.13
		第三时段	0.978	14.64	4.97	0.851	42.53	12.32
	弃水流量	第二时段	0.961	127.37	38.26	0.864	164.12	54.78
		第三时段	0.958	156.18	34.54	0.829	199.45	60.76
二滩	出力破坏程度	第二时段	0.980	18.17	6.09	0.845	69.14	17.28
		第三时段	0.969	17.30	4.13	0.840	70.28	17.60
	弃水流量	第二时段	0.953	163.19	26.64	0.929	186.93	54.10
		第三时段	0.954	162.25	30.01	0.926	192.50	59.18

注:出力破坏程度 RMSE 和 MAE 单位为 MV;弃水流量 RMSE 和 MAE 单位为 m³/s。

实例研究中,设置方案 1 为梯级水电站运用常规发电量最大模型进行调度决策,方案 2 为梯级水电站运用考虑风险形势的优化调度模型进行调度决策,调度过程如图 4 所示,发电和弃水情况如表 2 所示。

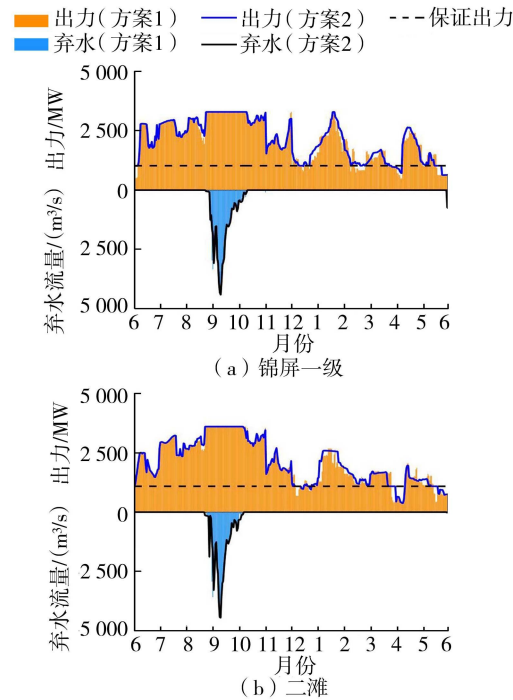


图 4 水电站不同调度方案下出力和弃水流量变化情况
Fig.4 Variation of power output and water surplus under different scheduling schemes

表 2 水电站效益风险对比

水电站	方案	年发电量/ (亿 kW · h)	出力破 坏率/%	年平均 出力破坏 程度/MW	年平均 弃水流量/ (m ³ /s)
锦屏一级	方案 1	177.64	87.12	49.09	138.51
	方案 2	178.18	92.33	26.44	131.87
二滩	方案 1	180.26	85.21	35.50	194.74
	方案 2	181.23	93.15	13.03	187.68

由图 4 可见,方案 2 能够有效应对因径流不确定性造成的出力不足风险和弃水风险,提升水资源

的综合利用水平。在水电站出力方面,相比方案 1,方案 2 中风险调度模型能够通过适当降低当前决策时段的出力以弥补未来出力破坏时段的发电量。由表 2 可见,两种调度方式下的年平均发电量较为接近,与方案 1 相比,方案 2 使锦屏一级和二滩水电站的年发电量分别增加 0.3% 和 0.5%,同时能够有效提高发电保证率并降低出力破坏程度,锦屏一级水电站的出力保证率由 87% 升至 92%,二滩水电站由 85% 升至 93%,平均出力破坏程度降低 50% 左右。在弃水流量控制方面,相比方案 1,方案 2 主要在汛期前期降低部分弃水流量,然而在主汛期由于当前决策时段已经达到水库所允许的最高运行水位,尽管风险形势预测模型能够预测未来时段的弃水风险,受水库调节能力限制,却难以通过进一步存储多余水量来减轻后续时段的弃水情况。与方案 1 相比,锦屏一级水电站采用方案 2 的年平均弃水流量能够降低 4.8%,二滩水电站降低 5.4%。总体上,由于风险调度模型是在发电量最大模型所做调度决策的基础上,通过对未来出力不足和弃水情况的预测进而对调度决策方案调整,使得水电站水库能够在保证发电效益的同时降低调度风险。

3 结 论

- a. 基于 LSTM 神经网络的风险形势预测模型能够有效反映预报入库径流、水库运行工况、调度决策与电站出力破坏程度和弃水流量之间的关系,对未来第二时段和第三时段出力破坏程度和弃水流量预测结果的 R^2 值均高于 0.8。
- b. 风险调度模型能够响应水电站水库调度运行状态和径流形势变化,在保证梯级发电量的同时有效降低调度风险,使得锦屏一级和二滩水电站发电保证率分别提升 5%、8%,平均出力破坏程度分别减小 46%、63%,弃水流量分别降低 4.8%、5.4%。
- c. 提出的风险调度方法通过径流预报驱动风险形势预测模型,进而制定复杂工况下适应风险变

化形势的调度决策方案。所提出的调度方法能够应用于不同流域、调度方式以及风险类型,有助于提升梯级水电站水库的调度风险控制水平,提高水电能源电力供应可靠性和水资源利用率。

参考文献:

[1] 方国华,李智超,钟华昱,等. 考虑供水均衡性的南水北调东线工程江苏段优化调度[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2023, 51 (3): 10-18. (FANG Guohua, LI Zhichao, ZHONG Huayu, et al. Optimal operation of Jiangsu section of the eastern route of the South-to-North Water Diversion Project considering the water supply balance [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51 (3): 10-18. (in Chinese))

[2] 沈心怡,马骏,卢玉钦. 碳中和目标下我国绿色水电减排效率评价[J]. 水利经济, 2022, 40 (4): 23-27. (SHEN Xinyi, MA Jun, LU Yuqin. Evaluation of carbon emission reduction efficiency of China's green hydropower under the goal of carbon neutralization [J]. Journal of Economics of Water Resources, 2022, 40 (4): 23-27. (in Chinese))

[3] 郑德凤,高敏,李钰,等. 基于GIS的大连市暴雨洪涝灾害综合风险评估[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2022, 50(3): 1-8. (ZHENG Defeng, GAO Min, LI Yu, et al. Comprehensive risk assessment of rainstorm-flood disaster in Dalian City based on GIS [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2022, 50 (3): 1-8. (in Chinese))

[4] 刘达,黄本胜,赵璧奎,等. 飞来峡水库洪水资源化利用与风险分析[J]. 水资源保护, 2023, 39(5): 18-24. (LIU Da, HUANG Bensheng, ZHAO Bikui, et al. Flood resource utilization and risk analysis of Feilaixia Reservoir [J]. Water Resources Protection, 2023, 39 (5): 18-24. (in Chinese))

[5] 任康. 基于风险传递的水库群多目标调度敏感性与稳健性研究[D]. 西安:西安理工大学, 2022.

[6] 曹瑞,程春田,申建建,等. 考虑蓄水期弃水风险的水库长期发电调度方法[J]. 水利学报, 2021, 52 (10): 1193-1203. (CAO Rui, CHENG Chuntian, SHEN Jianjian, et al. Long-term optimal operation of reservoir considering the water spillage risk during the impoundment period [J]. Journal of Hydraulic Engineering, 2021, 52 (10): 1193-1203. (in Chinese))

[7] XU B, HUANG X, MO R, et al. Integrated real-time flood risk identification, analysis, and diagnosis model framework for a multi-reservoir system considering temporally and spatially dependent forecast uncertainties [J]. Journal of Hydrology, 2021, 600: 126679.

[8] 张鸿雪. 考虑多重风险的澜沧江下游梯级水库多目标

调度[D]. 西安:西安理工大学, 2020.

[9] XU B, ZHU F, ZHONG P A, et al. Identifying long-term effects of using hydropower to complement wind power uncertainty through stochastic programming [J]. Applied Energy, 2019, 253: 113535.

[10] 尹丽君,许昌,黄显峰,等. 水光互补基地水库调度图绘制及应用策略[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2023, 51 (5): 65-69. (YIN Lijun, XU Chang, HUANG Xianfeng, et al. Drawing and application strategy of dispatching diagram for water-light complementary base reservoir [J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences), 2023, 51 (5): 65-69. (in Chinese))

[11] ROSNER A, VOGEL R M, KIRSCHEN P H. A risk-based approach to flood management decisions in a nonstationary world [J]. Water Resources Research, 2014, 50 (3): 1928-1942.

[12] 熊艺淞. 径流预报不确定性对西江水库群综合调度效益与风险影响分析[D]. 北京:中国水利水电科学研究院, 2018.

[13] 闻昕,孙圆亮,谭乔凤,等. 考虑预测不确定性的风-光-水多能互补系统调度风险和效益分析[J]. 工程科学与技术, 2020, 52 (3): 32-41. (WEN Xin, SUN Yuanliang, TAN Qiaofeng, et al. Risk and benefit analysis of hydro-wind-solar multi-energy system considering the one-day ahead output forecast uncertainty [J]. Advanced Engineering Sciences, 2020, 52 (3): 32-41. (in Chinese))

[14] GUO Y, MING B, HUANG Q, et al. Risk-averse day-ahead generation scheduling of hydro-wind-photovoltaic complementary systems considering the steady requirement of power delivery [J]. Applied Energy, 2022, 309: 118467.

[15] 郭怿,明波,黄强,等. 考虑输电功率平稳性的水-风-光-储多能互补日前鲁棒优化调度 [J]. 电工技术学报, 2023, 38 (9): 2350-2363. (GUO Yi, MING Bo, HUANG Qiang, et al. Day-ahead robust optimal scheduling of hydro-wind-PV-storage complementary systems considering the steadiness of power delivery [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38 (9): 2350-2363. (in Chinese))

[16] 唐孟. 西江径流不确定的水库综合发电风险及传递规律研究[D]. 北京:华北电力大学, 2021.

[17] 刘攀,郑雅莲,谢康,等. 水文水资源领域深度学习研究进展综述 [J]. 人民长江, 2021, 52 (10): 76-83. (LIU Pan, ZHENG Yalian, XIE Kang, et al. Review of research progress in deep learning for hydrology and water resources [J]. Yangtze River, 2021, 52 (10): 76-83. (in Chinese))

(下转第 149 页)

levels[J]. Nature Communications, 2020, 11(1):3665.

- [35] YANG Wenting, LONG Di,SCANLON B R, et al. Human intervention will stabilize groundwater storage across the North China plain[J]. Water Resources Research,2022, 58(2):e2021WR030884.
- [36] 任立良,王宇,江善虎,等. 基于 GRACE 和 GRACE-FO 的黄河流域陆地水储量及影响因素分析[J]. 水资源保护,2022, 38(4): 26-32. (REN Liliang, WANG Yu, JIANG Shanhu, et al. GRACE and GRACE-FO-based terrestrial water storage and its influencing factor analysis of the Yellow River Basin [J]. Water Resources Protection,2022,38(4):26-32. (in Chinese))
- [37] YIN Zijun, XU Yuyue,ZHU Xiaoyun, et al. Variations of groundwater storage in different basins of China over recent decades [J]. Journal of Hydrology, 2021, 598: 126282.
- [38] 王学全,高前兆,卢琦. 内蒙古河套灌区水资源高效利用与盐渍化调控[J]. 干旱区资源与环境,2005, 19(6):118-123. (WANG Xuequan,GAO Qianzhao, LU Qi. Effective use of water resources and salinity and

waterlogging control in the Hetao Irrigation Area of Inner Mongolia [J]. Journal of Arid Land Resources and Environment, 2005, 19(6) :118-123. (in Chinese))

- [39] XU Hang, SONG Jianfeng. Drivers of the irrigation water rebound effect: a case study of Hetao irrigation district in Yellow River Basin, China [J]. Agricultural Water Management, 2022, 266 : 107567.
- [40] 张志才, 陈喜, 魏玲娜, 等. 森林植被对红壤坡地土壤水的影响 [J]. 水资源保护, 2011, 27 (1) : 15-19. (ZHANG Zhicai, CHEN Xi, WEI Lingna, et al. Effect of forest vegetation on soil moisture in sloping land with red soil [J]. Water Resources Protection, 2011, 27 (1) : 15-19. (in Chinese))
- [41] BARBETA A, MEJÍA-CHANG M, OGAYA R, et al. The combined effects of a long-term experimental drought and an extreme drought on the use of plant-water sources in a Mediterranean forest [J]. Global Change Biology, 2015, 21 (3) : 1213-1225.

(收稿日期:2023-08-28 编辑:熊水斌)

(上接第 106 页)

- [18] 邱锡鹏. 神经网络与深度学习[M]. 北京:机械工业出版社, 2020: 448.
- [19] 徐嘉远, 邹磊, 夏军, 等. TVGM-LSTM 耦合模型及其径流模拟效果分析[J]. 水资源保护, 2023, 39(6): 104-110. (XU Jiayuan, ZOU Lei, XIA Jun, et al. TVGM-LSTM coupling model and its runoff simulation effect analysis [J]. Water Resources Protection, 2023, 39(6): 104-110. (in Chinese))
- [20] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural Computation, 1997, 9(8): 1735-1780.
- [21] 丁紫玉, 方国华, 闻昕, 等. 考虑预报不确定性的水风光互补系统两阶段决策研究 [J]. 水利水电技术(中英文), 2023, 54(4): 49-59. (DING Ziyu, FANG Guohua, WEN Xin, et al. Two-stage decision making model of a hydro-wind-photovoltaic hybrid system considering forecast [J]. Water Resources and Hydropower Engineering, 2023, 54(4): 49-59. (in Chinese))
- [22] 黄显峰, 颜山凯, 李大成, 等. 对水电效益影响最小的水风光互补运行方式研究[J]. 水利水电科技进展, 2022, 42(6): 15-20. (HUANG Xianfeng, YAN Shankai, LI Dacheng, et al. Research on hydro - photovoltaic complementary rules for minimum influence on hydropower benefit[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2022, 42(6): 15-20. (in Chinese))
- [23] SUTSKEVER I, MARTENS J, DAHL G, et al. On the

importance of initialization and momentum in deep learning [C]//Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning, IEEE, 2013; 1139-1147.

- [24] 姜淞川, 陆建忠, 陈晓玲, 等. 基于 LSTM 网络鄱阳湖抚河流域径流模拟研究 [J]. 华中师范大学学报(自然科学版), 2020, 54(1): 128-139. (JIANG Songchuan, LU Jianzhong, CHEN Xiaoling, et al. Theresearch of streamflow simulation using long and short term memory (LSTM) network in Fuhe River Basin of Poyang Lake [J]. Journal of Central China Normal University (Natural Science), 2020, 54(1): 128-139. (in Chinese))
- [25] 王秀杰, 乔鸿飞, 曾勇红, 等. 基于 TVF-EMD、GRA 和 LightGBM 的日径流预报模型应用研究 [J]. 水资源保护, 2023, 39(5): 135-142. (WANG Xiujie, QIAO Hongfei, ZENG Yonghong, et al. Application of daily runoff forecasting model based on TVF-EMD, GRA and LightGBM [J]. Water Resources Protection, 2023, 39(5): 135-142. (in Chinese))
- [26] 陈珺, 黄燕华, 洪朋, 等. 基于机器学习模型的河道水位预测 [J]. 水利水电科技进展, 2023, 43(3): 9-14. (CHEN Jun, HUANG Yanhua, HONG Peng, et al. Prediction of river water level based on machine learning model [J]. Advances in Science and Technology of Water Resources, 2023, 43(3): 9-14. (in Chinese))

(收稿日期:2023-06-20 编辑:王芳)