

引用格式:杜倩昀,周升,李祖鑫,等.考虑天然来水量预报的小水电站富集型系统汛期优化调度策略[J].电力科学与技术学报,2024,39(6):33-42.

Citation: DU Qianyun, ZHOU Sheng, LI Zuxin, et al. Optimal scheduling strategy for small hydropower enrichment system during flood season based on natural runoff forecast[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2024, 39(6): 33-42.

考虑天然来水量预报的小水电站富集型系统 汛期优化调度策略

杜倩昀¹, 周升², 李祖鑫¹, 周逸之¹, 季青锋¹, 林振智²

(1. 国网浙江省电力有限公司丽水供电公司, 浙江 丽水 323000; 2. 杭州沃瑞电力科技有限公司, 浙江 杭州 310012)

摘要:有效利用天然来水量预报信息可提高水电站汛期库容上限,在保证防洪安全的前提下充分利用水电资源,提升电网经济性。针对含高比例小水电的电力系统,提出一种综合考虑流域水电站汛期预期来水量和弹性库容上限的优化调度策略。首先,提出基于最大信息系数(maximal information coefficient, MIC)的气象-水文预报因子筛选方法并构建基于注意力机制的Informer天然来水量预报模型;其次,考虑预报信息的准确性和水电站的预泄能力,提出基于机会约束优化的水电站弹性库容上限的确定方法,将其用于挖掘汛期水电站库容资源;最后,以浙江省丽水市某流域小水电站群为例进行算例分析,结果表明所提模型具有精确的预报效果,可以提高小水电站库容资源的利用效率,减少系统运行成本。

关键词:天然来水量预报;小水电站群;Informer模型;机会约束;水电弹性库容;汛期优化调度

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2024.06.004 中图分类号:TM61;TM73 文章编号:1673-9140(2024)06-0033-10

Optimal scheduling strategy for small hydropower enrichment system during flood season based on natural runoff forecast

DU Qianyun¹, ZHOU Sheng², LI Zuxin¹, ZHOU Yizhi¹, JI Qingfeng¹, LIN Zhenzhi²

(1. Lishui Power Supply Company, State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd., Lishui 323000, China; 2. Hangzhou WoRui Electric Power Technology Co., Ltd., Hangzhou 310012, China)

Abstract: Effective use of natural runoff forecast information can increase the upper limit of storage capacity of hydropower stations during flood season, make full use of hydropower resources under the premise of ensuring flood control safety, and improve the economy of power grids. For the power system with a high proportion of small hydropower resources, an optimal scheduling strategy is proposed, which takes into account the expected runoff and the upper limit of elastic storage capacity of hydropower stations within the basin during flood season. Firstly, a screening method of meteorological and hydrological forecast factors is proposed based on the maximal information coefficient (MIC), and an Informer natural runoff forecast model based on the attention mechanism is constructed. Secondly, by considering the accuracy of forecast information and the pre-discharge capacity of hydropower stations, a method of determining the upper limit of elastic storage capacity of hydropower stations based on chance-constrained optimization is proposed to excavate storage resources of hydropower stations during flood season. Finally, a case study of a small hydropower station group in Lishui, Zhejiang Province is carried out. The results show that the proposed model has an accurate forecast effect, which can improve the utilization efficiency of storage resources of small hydropower stations and reduce the system operation cost.

Key words: natural runoff forecast; small hydropower station group; Informer model; chance constraint; elastic storage capacity of hydropower station; optimal scheduling during flood season

收稿日期:2023-09-21;修回日期:2024-10-30

基金项目:国家自然科学基金(U2166206);国家电网浙江省电力有限公司科技项目(5211LS22001J)

通信作者:林振智(1979—),男,博士,教授,主要从事电力系统规划与运行、电力大数据挖掘等研究;E-mail:275732950@qq.com

水电作为运行灵活、成本低的可再生清洁能源,有助于提升电网的新能源消纳与调控能力,对于构建清洁低碳、稳定高效的新型电力系统具有重要意义^[1]。然而,水电出力容易受到季节、气候变化的影响,尤其是在汛期,流域潜在的防洪压力导致现有的水电站群汛期调度策略往往过于保守^[2],水电资源无法得到充分利用,系统的运行调节能力有待提升。

汛期时,水电站主要根据来水量预期制定调度策略,而传统的天然来水量预报模型主要针对干流水系和大型水电站进行研究,缺乏对小水电站群来水量预报的精细化建模与评估,不利于挖掘流域小水电站群的汛期调节能力和发电潜力。此外,传统的预报模型面临着数据获取困难、模型复杂和流域产汇流过程不确定等问题^[3],因此结合流域水文-气象信息的数据驱动类模型成为研究小水电站群天然来水量预报的重要方法。现有机器学习模型大多基于循环结构网络^[4-5],该类模型针对天然来水量的时间序列拟合能力较强,但容易出现梯度消失、梯度爆炸和信息丢失等问题。基于此,谷歌大脑的团队提出了Transformer深度学习模型,在避开循环结构的同时实现了数据的并行化处理,由于其完全采用了自注意力机制,可以根据数据向量间的相关性提取关键信息,提升模型计算精度^[6],但较高的复杂度制约了Transformer模型在长时间序列预测问题上的应用。为了进一步解决时序预测类问题,有学者提出了基于Transformer模型的Informer模型,通过对自注意力机制进行稀疏化和“蒸馏操作”,有效降低了时间和空间复杂度,提高了自适应性与泛化能力^[7],适合运用在需要水文、气象等多源异构数据的小水电站群径流预报问题,但该研究并未考虑数据的相关性分析与初始化处理。根据来水量信息,水电站可以更合理地参与到电力系统的调度计划中,在保证安全性的前提下提升汛期的水电资源利用率与运行经济性^[8-10]。

目前,水电汛期出力受阻和弃水量大等问题主要由安全水位的下调引起。传统的水电站水位控制方式要求水位上限不超过汛限水位,而汛限水位通常根据历史最极端的降水情况进行确定,这种过于保守的控制方式会造成库容资源浪费、汛末无水可蓄等问题^[11]。针对这一不足,已有研究表明可以根据气象-水文数据、天然来水量预报等信息适时、适度地提高水位上限,充分利用汛期水电站的库容弹性空间^[12-13],然而此类研究大多基于传统的预泄

能力约束法对水位进行控制^[14],没有考虑预测信息的不确定性对水电站库容控制的影响。

综上所述,本文提出一种考虑天然来水量预报信息和弹性库容的汛期小水电站群优化调度方法。首先,基于气象预报和水文数据等信息构建了天然来水量预报的Informer深度学习模型;其次,构建了基于天然来水量预报的水电站库容弹性空间优化模型,通过机会约束优化处理预报信息的不确定性,在保证防洪安全的前提下提升汛期电力系统的运行经济效益;最后,以浙江丽水某流域水电站群为例进行算例分析,验证本文所提模型与方法的有效性与其合理性。

1 基于水文-气象数据的小水电站群天然来水量预报Informer模型

天然来水量预报信息能为小水电站群的防汛抗洪和水资源利用提供数据参考^[15]。目前,基于机器学习和回归分析等方法的中长期天然来水量预测模型较为成熟^[16-17],但缺乏针对汛期小水电站的短时间尺度预测研究。相比大型水电站,小水电站所处流域的天然来水量波动性更大,更容易受到水文环境、气象变化的影响。考虑汛期的降水具有集中性、持续性等规律,引入水文和气象数据可以提升小水电站的天然来水量预测效果^[18-19]。

1.1 天然来水量预报的预报因子筛选

天然来水量预报的预报因子指影响流域天然来水量变化的参数,如降水量、温度、湿度等物理量。进行天然来水量预报前需要先对众多水文、气象预报因子进行相关性分析,选取其中相关性程度较高的物理量作为Informer模型的输入特征变量。本文采用最大信息系数(maximum information coefficient, MIC)对预报因子进行筛选。

MIC能够检测预报因子和天然来水量之间线性或非线性的函数关系,不会受到异常数据的影响^[20],因此适合被运用在数据量有限的小水电站天然来水量预报因子筛选中。MIC越大,说明该预报因子和天然来水量的相关性越强,适合作为输入变量。MIC根据数据点落在不同网格的频率为对数分布进行估计,可以解决传统互信息方法中联合概率较难寻找的问题,具体表达式如下:

$$I(X_i; Y) = \sum_{X_i, Y} p(X_i, Y) \log_2 \frac{p(X_i, Y)}{p(X_i)p(Y)} \quad (1)$$

$$M_{MIC}(X_i, Y) = \max_{a^*b < B} \frac{I(X_i; Y)}{\log_2 \min(a, b)} \quad (2)$$

式(1)、(2)中, X_i 为样本数为 N 的第 i 种预报因子时间序列向量; Y 为样本数为 N 的天然来水量时间序列向量; $I(X_i; Y)$ 为 MIC, 反映二者的相关性强弱; $\rho(X_i, Y)$ 为 X_i 和 Y 的联合分布; $\rho(X_i)$ 为 X_i 的边缘分布; $\rho(Y)$ 为 Y 的边缘分布; a, b 分别为数据散点图 X 轴和 Y 轴方向的网格个数; B 为网格最大值。

本文结合文献和专家经验将 9 个近地表气象变量作为潜在天然来水量强相关性变量^[21], 分别是总注水量、地上 2 m 露点温度、地上 2 m 温度、土层顶部 20 cm 处土壤温度、土层顶部 20 cm 处土壤湿度、辐射平衡时表面温度、总云量、海平面平均气压以及地表气压。通过 MIC 判别各变量与流域天然来水量的相关性, 并根据表 1 所示筛选高相关度的预报因子。

表 1 相关性量表

Table 1 Correlation scale

MIC	相关性程度
0.7~1.0	高度相关
0.3~0.7	中度相关
0~0.3	弱度相关

1.2 天然来水量预报 Informer 模型原理

Informer 模型是基于注意力机制的监督学习模型。结合文献[7]的模型结构, 本文所提天然来水量预报 Informer 模型可分为以下 4 个部分。

1) 预报因子预处理。

天然来水量预报作为时间序列预测问题, 需要添加位置信息和时间信息, 前者能够保证数据的顺序结构不丢失, 后者可以充分捕获历史天然来水量的变化规律。其中位置信息的表达式为

$$P_{PE}(\rho, 2j) = \sin \frac{\rho}{(2n)^{2j/d}} \quad (3)$$

$$P_{PE}(\rho, 2j+1) = \cos \frac{\rho}{(2n)^{2j/d}} \quad (4)$$

式(3)、(4)中, P_{PE} 为位置编码信息; ρ 为数据的序列次序; n 为时间序列的总长度; $j = 1, 2, \dots, \frac{d}{2}$; d 为数据扩张后的特征向量维度。

位置信息、时间信息与编码处理后的预报因子和历史天然来水量作为整体的特征变量 \tilde{X} 进入编码器。

2) 基于自注意力机制的影响权重计算方式。

注意力机制能够动态地赋予输入数据不同的影响权重, 更关注对当前预测结果影响更大的信

息。注意力机制通过 Q 矩阵 ($Q \in \mathbb{R}^{L_q \times d}$)、 K 矩阵 ($K \in \mathbb{R}^{L_k \times d}$) 和 V 矩阵 ($V \in \mathbb{R}^{L_v \times d}$) 进行计算, 其中, L_q, L_k, L_v 分别代表 3 个矩阵各自的序列维度。

自注意力机制存在稀疏性, 为提高运行效率需要对 Q 矩阵进行稀疏性评价, 具体表达式为

$$M(q_i, K) = \ln \sum_{j=1}^{L_k} e^{\frac{q_i k_j^T}{\sqrt{d}}} - \frac{1}{L_k} \sum_{j=1}^{L_k} \frac{q_i k_j^T}{\sqrt{d}} \quad (5)$$

式中, $M(q_i, K)$ 代表 Q 矩阵中第 i 行元素的稀疏性得分; q_i 为 Q 矩阵中第 i 行元素; k_j^T 为 K 矩阵中第 j 行元素经过转置后的矩阵。

选取 Q 矩阵中注意力影响权重较大的部分元素, 得到概率稀疏矩阵 \bar{Q} , 最终得到天然来水量预报的多头概率稀疏自注意力机制为

$$A_{\text{attention}}(Q, K, V) = \text{Soft max} \left(\frac{\bar{Q}K^T}{\sqrt{d}} \right) V \quad (6)$$

式中, $A_{\text{attention}}(Q, K, V)$ 代表自注意力机制权重; Soft max 为激活函数。

3) 天然来水量预报的“蒸馏”机制。

“蒸馏”机制能够提取注意力机制信息, 在保留有效信息的基础上提升计算效率, 其中第 j 层蒸馏机制的输入 \tilde{X}_j 与输出 \tilde{X}_{j+1} 的关系^[22]如下:

$$\tilde{X}_{j+1} = \text{MP}(\text{ELU}(\text{Convld}([\tilde{X}_j]_{AB}))) \quad (7)$$

$$\text{ELU}(x) = \begin{cases} e^x - 1, & x < 0 \\ x, & x \geq 0 \end{cases} \quad (8)$$

式(7)、(8)中, MP 为最大池化操作; ELU 为激活函数; Convld 为一维卷积操作; $[\cdot]_{AB}$ 为多头概率稀疏自注意力机制与其余操作。

4) 天然来水量预报的预测结果输出方式。

解码器输入由两部分构成, 一部分为影响天然来水量的隐含中间特征数据, 由编码器训练后输入; 另一部分为实际预测的待输入数据, 预测部分需要用 0 进行占位, 并对多头概率稀疏自注意力添加掩盖机制, 避免模型预测时关注未来信息。解码器输出的结果经过全连接层映射后得到最终天然来水量预报结果。

Informer 模型得到的天然来水量预报结果能够为水电站的来水量预期提供参考, 提高水电站库容资源的使用效率。

2 水电站群汛期优化调度模型

2.1 目标函数

含高比例小水电资源的电力系统汛期调度需

要在满足水电站库容安全的基础上提升运行经济效益,本文重点关注水电、火电、风电以及光伏间的协调运行,目标函数主要包括火电的煤耗成本以及清洁能源的弃电成本^[23-24]:

$$\min f = C^{\text{Th}} + C^{\text{h}} + C^{\text{w}} + C^{\text{s}} \quad (9)$$

$$C^{\text{Th}} = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N^{\text{Th}}} a_i (P_{i,t}^{\text{Th}})^2 + b_i P_{i,t}^{\text{Th}} + c_i \quad (10)$$

$$C^{\text{h}} = \gamma^{\text{h}} \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^{N^{\text{h}}} P_{i,t,\text{was}}^{\text{h}} \Delta t \quad (11)$$

$$C^{\text{w}} = \gamma^{\text{w}} \sum_{t=1}^T P_{i,t,\text{was}}^{\text{w}} \Delta t \quad (12)$$

$$C^{\text{s}} = \gamma^{\text{s}} \sum_{t=1}^T P_{i,t,\text{was}}^{\text{s}} \Delta t \quad (13)$$

式(9)~(13)中, C^{Th} 为火电机组运行成本; C^{h} 、 C^{w} 和 C^{s} 分别为弃水、弃风和弃光惩罚成本; T 为调度周期; Δt 为调度时间间隔; a_i 、 b_i 和 c_i 分别为火电机组 i 的运行成本系数; N^{Th} 、 N^{h} 分别为火电机组、库容水电站个数; $P_{i,t}^{\text{Th}}$ 为火电机组 i 在 t 时的发电功率; γ^{h} 、 γ^{w} 和 γ^{s} 分别为弃水、弃风和弃光惩罚系数; $P_{i,t,\text{was}}^{\text{h}}$ 为水电站 i 在 t 时的弃水功率; $P_{i,t,\text{was}}^{\text{w}}$ 、 $P_{i,t,\text{was}}^{\text{s}}$ 分别为 t 时的弃风功率和弃光功率。

2.2 约束条件

含高比例小水电资源电力系统的汛期优化调度模型的约束条件主要有潮流约束、弹性库容上限约束、流域小水电站群常规运行约束、流域小水电站群时空耦合特性约束、功率平衡约束以及各类机组安全运行约束。需要强调的是,本文的研究对象属于丽水市县域级电网,源荷间的电气距离较近且线路的传输容量充裕,汛期系统优化调度的主要矛盾为小水电站的弹性库容无法充分利用、流域间水电站的协调运行以及风、光、水的协调消纳存在挖掘空间,因此本文不重点分析线路的潮流问题。

2.2.1 基于天然来水量预报的弹性库容机会约束方法

为提高汛期水电站库容弹性的利用率,常见的方法有通过预泄能力约束法提高库容上限,其基本思想为:预见期内,水电站的泄洪能力应不小于库容的弹性空间^[25]。因此,本文提出一种考虑天然来水量预报信息不确定性的库容上限机会约束,其具体表达式如下:

$$V_i^{\text{max}} \leq (q_i^{\text{max}} - \frac{1}{D} \sum_{n=1}^D Q_{i,n}^{\text{avg}}) T + (1 + \beta) V_i^{\text{lim}} \quad (14)$$

式中, V_i^{max} 为水电站 i 的弹性库容上限; q_i^{max} 为水

站 i 的下泄流量上限; D 为天然来水量预报的预测天数; $Q_{i,n}^{\text{avg}}$ 为水电站 i 第 n 天的来水量预测值; β 为水位基准系数,能够体现水电站调度者对未来水位控制的保守程度; V_i^{lim} 为水电站 i 的保守汛限水位对应库容。

2.2.2 流域小水电站群常规运行约束

径流式水电站无调节库容,发电功率仅与径流量相关,因此本文所提流域小水电站群时空耦合特性约束重点关注库容式水电站。

1) 水电功率转换。

对于本文所提的汛期弹性库容上限提升方法,水电转换关系不能忽略库容水位的变化,已有相关文献证明能够在水电机组出力区间内进行二元线性拟合,因此水电功率可认为是发电流量和当前库容的二元函数^[26-27]:

$$P_{i,t}^{\text{h}} = A_i V_{i,t} + B_i h_{i,t} + C_i \quad (15)$$

式中, $V_{i,t}$ 、 $h_{i,t}$ 分别为水电站 i 在 t 时的库容、发电流量; A_i 、 B_i 、 C_i 为功率转换系数,可以采用线性拟合的方式表征水电功率转换关系。

2) 水电站流量约束。

水电站流量约束如下:

$$q_i^{\text{min}} \leq q_{i,t} \leq q_i^{\text{max}} \quad (16)$$

$$0 \leq k_{i,t} \leq k_i^{\text{max}} \quad (17)$$

式(16)、(17)中, $q_{i,t}$ 、 $k_{i,t}$ 分别为水电站 i 在 t 时的下泄流量和弃水流量; q_i^{min} 、 q_i^{max} 分别为水电站 i 的下泄流量下限和上限; k_i^{max} 为水电站 i 的弃水流量上限。

3) 水电站库容约束。

水电站库容约束如下:

$$V_i^{\text{min}} \leq V_{i,t} \leq V_i^{\text{max}} \quad (18)$$

$$V_{i,0} = V_{i,T} \quad (19)$$

式(18)、(19)中, V_i^{min} 、 V_i^{max} 分别为汛期水电站 i 的库容下限、上限; $V_{i,T}$ 、 $V_{i,0}$ 分别为水电站 i 在调度期末的库容和初始库容。

2.2.3 流域小水电站群时空耦合特性约束^[28]

流域小水电站群时空耦合特性约束如下:

$$V_{i,t+1} = V_{i,t} + (Q_{i,t} + J_{i,t} - q_{i,t}) \Delta t \quad (20)$$

$$Q_{i,t} =$$

$$\sum_{j \in S_s} \max(l_{ij}, 0) q_{j,t-\tau_{ij}} + \sum_{j \in S-s} \max(l_{ij}, 0) q_{j,t}^{\text{initial}} \quad (21)$$

$$q_{i,t} = h_{i,t} + k_{i,t} \quad (22)$$

$$S_\tau = \{j | t - \tau_{ij} \geq 0\} \quad (23)$$

式(20)~(23)中, $Q_{i,t}$ 、 $J_{i,t}$ 分别为水电站 i 考虑水电站群间时空耦合特性的关联流量和天然来水量; S_s

S_t 分别为流域水电站群所有小水电集合以及在 t 时达到初始水流时滞的水电站集合; l_{ij} 为水力关联元素, $l_{ij}=0$ 、 $l_{ij}=1$ 、 $l_{ij}=-1$ 分别代表水电站 i 与 j 间无关联、水流方向为 j 到 i 、水流方向为 i 到 j ; τ_{ij} 为水电站 j 下泄流量到水电站 i 的时滞时间; $q_{j,t}^{\text{initial}}$ 为 t 时未到达初始水流时滞情况下水电站 j 的下泄流量。

2.2.4 功率平衡约束

功率平衡约束如下:

$$\sum_{i=1}^{N^{\text{Th}}} P_{i,t}^{\text{Th}} + \sum_{i=1}^{N^{\text{h}}} P_{i,t}^{\text{h}} + P_t^{\text{w}} + P_t^{\text{s}} = P_t^{\text{L}} \quad (24)$$

式中, $P_{i,t}^{\text{h}}$ 为水电站 i 在 t 时的发电功率; P_t^{L} 为调度时刻的负荷功率。

2.2.5 机组出力约束

机组出力约束如下:

$$P_{i,\min}^{\text{Th}} \leq P_{i,t}^{\text{Th}} \leq P_{i,\max}^{\text{Th}} \quad (25)$$

$$P_{i,\min}^{\text{h}} \leq P_{i,t}^{\text{h}} \leq P_{i,\max}^{\text{h}} \quad (26)$$

$$0 \leq P_t^{\text{w}} \leq P_{t,\max}^{\text{w}} \quad (27)$$

$$0 \leq P_t^{\text{s}} \leq P_{t,\max}^{\text{s}} \quad (28)$$

式(25)~(28)中, $P_{i,\min}^{\text{Th}}$ 、 $P_{i,\max}^{\text{Th}}$ 分别为火电机组 i 和水电机组 i 的出力下限; $P_{i,\max}^{\text{Th}}$ 、 $P_{i,\max}^{\text{h}}$ 分别为各自的出力上限; $P_{t,\max}^{\text{w}}$ 、 $P_{t,\max}^{\text{s}}$ 分别为风电和光伏的出力上限。

2.2.6 火电、水电机组爬坡功率约束

火电、水电机组爬坡功率约束如下:

$$P_{i,\text{down}}^{\text{Th}} \leq P_{i,t}^{\text{Th}} - P_{i,t-1}^{\text{Th}} \leq P_{i,\text{up}}^{\text{Th}} \quad (29)$$

$$P_{i,\text{down}}^{\text{h}} \leq P_{i,t}^{\text{h}} - P_{i,t-1}^{\text{h}} \leq P_{i,\text{up}}^{\text{h}} \quad (30)$$

式(29)、(30)中, $P_{i,\text{down}}^{\text{Th}}$ 、 $P_{i,\text{down}}^{\text{h}}$ 分别为火电机组和水电机组的最大下调功率; $P_{i,\text{up}}^{\text{Th}}$ 、 $P_{i,\text{up}}^{\text{h}}$ 分别为火电机组和水电机组的最大上调功率。

2.2.7 火电机组最小启停时间约束

火电机组最小启停时间约束如下:

$$(U_i(t) - U_i(t-1))(T_i^{\text{off}}(t) - T_i^{\text{off},\min}) \geq 0 \quad (31)$$

$$(U_i(t-1) - U_i(t))(T_i^{\text{on}}(t) - T_i^{\text{on},\min}) \geq 0 \quad (32)$$

式(31)、(32)中, $U_i(t)$ 为火电机组 i 在 t 时刻的启停状态,0表示停机状态,1表示启动状态; $T_i^{\text{off}}(t)$ 、 $T_i^{\text{on}}(t)$ 分别为到 t 时刻火电机组已经连续停机和启动的小时数; $T_i^{\text{off},\min}$ 、 $T_i^{\text{on},\min}$ 分别为最小停机和启动小时数。

2.3 线性化处理

火电机组的运行成本主要与煤耗相关,为降低模型复杂度并提高计算效率,可在满足模型精度的前提下对式(10)进行分段线性化处理,具体可参考文献[29-30]。

式(14)所示的弹性库容机会约束方法无法直接求解,需要将其转化为确定性约束后整合进混整数线性规划模型(mixed integer linear programming, MILP)中。考虑平均来水量存在预测误差 $\Delta Q_{i,n}$,式(14)可进一步改写为

$$P \left\{ V_i^{\max} \leq \left[q_i^{\max} - \frac{1}{D} \sum_{n=1}^D (Q_{i,n}^{\text{avg}} + |\Delta Q_{i,n}|) \right] T + (1 + \beta) V_i^{\text{lim}} \right\} \geq \alpha \quad (33)$$

式中, $P\{\cdot\}$ 为满足最高水位上限不等式要求的概率; α 为置信水平; $\Delta Q_{i,n}$ 可假设近似服从正态分布,并记其概率分布函数为 $f^{[11]}$ 。

将式(33)转换为确定性约束:

$$V_i^{\max} \leq \left[q_i^{\max} - \frac{1}{D} \sum_{n=1}^D (Q_{i,n}^{\text{avg}} + |f^{-1}(\alpha)|) \right] T + (1 + \beta) V_i^{\text{lim}} \quad (34)$$

式中, f^{-1} 为概率分布函数 f 的反函数。

火电机组的启停约束通过引入状态变量 T_i^{wasoff} 和 T_i^{wason} 可进行线性化,式(31)、(32)可表示为

$$\begin{cases} \sum_{t=1}^{T_i^{\text{off},0}} U_i(t) = 0, \\ T_i^{\text{off},0} = \min\{T, (T_i^{\text{off},\min} - T_i^{\text{wasoff}})(1 - U_{i,0})\} \\ \sum_{d=t}^{t+T_i^{\text{off},\min}-1} (1 - U_i(d)) \geq T_i^{\text{off},\min} (U_i(t-1) - U_i(t)), \\ t = T_i^{\text{off},0} + 1 + 2 + \dots + T - T_i^{\text{off},\min} + 1 \\ \sum_{d=t}^T [1 - U_i(d) - (U_i(t-1) - U_i(t))] \geq 0, \\ t = T - T_i^{\text{off},\min} + 2 + 3 + \dots + T \end{cases} \quad (35)$$

$$\begin{cases} \sum_{t=1}^{T_i^{\text{on},0}} (1 - U_i(t)) = 0, \\ T_i^{\text{on},0} = \min\{T, (T_i^{\text{on},\min} - T_i^{\text{wason}})U_{i,0}\} \\ \sum_{d=t}^{t+T_i^{\text{on},\min}-1} U_i(d) \geq T_i^{\text{on},\min} (U_i(t) - U_i(t-1)), \\ t = T_i^{\text{on},0} + 1 + 2 + \dots + T - T_i^{\text{on},\min} + 1 \\ \sum_{d=t}^T [U_i(d) - (U_i(t) - U_i(t-1))] \geq 0, \\ t = T - T_i^{\text{on},\min} + 2 + 3 + \dots + T \end{cases} \quad (36)$$

式(35)、(36)中, $T_i^{\text{off},0}$ 、 $T_i^{\text{on},0}$ 分别为从第一个调度时段开始火电机组 i 至少所需的停机或开机时间; T_i^{wasoff} 、 T_i^{wason} 分别为调度开始时火电机组已经停运或启动的小时数; $U_{i,0}$ 为火电机组 i 的初始运行状态,0代表初始停机,1代表初始开机。

至此,基于天然来水量预报的流域小水电站群

汛期电力系统经济调度模型已转化为MILP问题,可通过Gurobi求解器进行求解。

3 算例分析

3.1 天然来水量预报结果

本文以浙江丽水某流域为例进行天然来水量预报分析。水文和气象数据来源于欧洲中期天气预报中心(European Centre for Medium-Range Weather Forecasts, ECMWF)网站中对应流域的信息,时间跨度为2010年1月至2020年12月,时间尺度以天为单位。Informer模型各参数经过效果对比后设置如下:训练集和测试集的数据比例为4:1;各编码层与解码层的隐层数为32;批次大小为128;输入维度为64;自注意力机制多头个数为8;学习率为0.001;Dropout为0.05;最大迭代次数为200次;以均方误差作为损失函数,Adam作为模型训练优化器;结合水利部门在实际调度时对流量的时序预测精度和长度要求,本文设定预测序列长度为28,历史天然来水量的时间信息包括年、季度、月和日共4种标签。模型训练环境为NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti,配备2.0 GHz处理器和64 GB内存,平台选择为Python3.9。

表2展示了各相关变量与天然来水量的MIC相关性系数,其中总注水量的MIC为0.89,相关性最强,取0.7作为MIC阈值^[31],可筛选得到总注水量、地上2 m露点温度以及地上2 m温度作为Informer模型的输入。

表2 相关变量与天然来水量的MIC相关性系数

Table 2 Correlation coefficient of MIC between related variables and natural runoff

变量	单位	MIC
总注水量	kg/m ²	0.89
地上2 m露点温度	K	0.86
地上2 m温度	K	0.71
土层顶部20 cm处土壤温度	K	0.67
土层顶部20 cm处土壤湿度	%	0.61
辐射平衡时表面温度	K	0.63
总云量	%	0.74
海平面平均气压	Pa	0.47
地表气压	Pa	0.51

天然来水量预报结果如图1所示,为了验证本文所提模型的有效性,算例采用了MIC-Informer、Informer、MIC-长短期记忆网络(long short term

memory, LSTM)这3种模型进行对比。其中MIC-Informer和MIC-LSTM模型经过预报因子筛选后分别采用Informer模型和传统的LSTM模型进行预测,预测性能指标如表3所示^[32]。

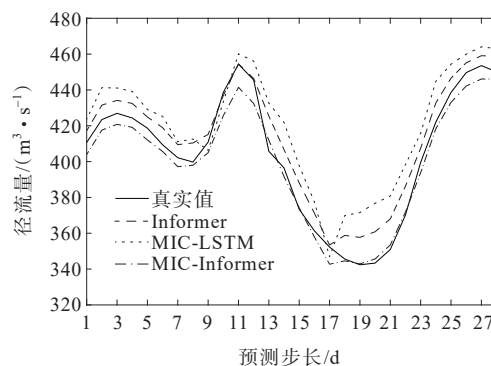


图1 天然来水量预报与现有模型的预测结果对比

Figure 1 Comparison of forecast results of natural runoff with those of existing models

表3 不同预测模型的指标对比

Table 3 Comparison of indicators of different forecast models

模型	预测步长/d	MAPE/%	RMSE/(m ³ ·s ⁻¹)	MAE/(m ³ ·s ⁻¹)
MIC-Informer	14	1.31	6.68	5.77
	28	1.37	8.44	5.86
Informer	14	2.15	8.58	7.26
	28	2.52	10.35	8.97
MIC-LSTM	14	3.11	14.79	13.28
	28	4.26	18.53	16.63

当预测步长为14 d时,MIC-Informer模型相比Informer模型的平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error, MAPE)、均方根误差(root-mean-square error, RMSE)、平均绝对误差(mean absolute error, MAE)指标结果分别降低了0.84%、1.90 m³/s和1.49 m³/s,说明通过MIC检验引入预报因子能够挖掘水文和气象数据之间的潜在规律,提高短期内天然来水量的预报精度。MIC-Informer模型的预测准确率同样高于MIC-LSTM模型,这是因为前者通过注意力机制的位置和时间编码信息能够更全面地捕捉天然来水量和各项预报因子的时间演变规律,包括气候的季节性变化以及径流的丰水期、平水期和枯水期演变;而后者虽然具有门控单元捕捉数据间的时序关系,但是对于预报因子和来水量的特征提取能力较弱,因此预测误差相对较大。

当预测步长增加至 28 d 时,3 种模型的预测结果和真实值的趋势基本保持一致,但是 MIC-LSTM 的准确率降低最为明显,MAPE、RMSE 和 MAE 指标相比 14 d 的结果分别增加了 1.15%、3.74 m³/s 和 3.35 m³/s,同时从第 17 天到第 21 天的预测效果显著下降。相比之下,其余 2 种模型的预测结果整体平缓,对天然来水量的细节波动特征的追踪能力更强,主要原因在于注意力机制解决了 LSTM 模型梯度消失等问题,能够更好地适应于中长期的预测问题。

本文提出的基于水文-气象数据的天然来水量预报模型能够为汛期水电站群的运行提供有效的来水量信息,进而可以提高库容的使用率,提升电力系统优化调度的经济性。

3.2 考虑天然来水量预报不确定性的电力系统调度结果

文 4.1 中的天然来水量预报结果显示,MAPE 小于 5%,为了减少预报误差对调度的影响,调度模型参数设置如下:调度周期 T 取 24 h,天然来水量预报的预测天数 D 取 3 d,松弛变量 β 取 -0.05,置信水平 α 取 0.95,风、光出力根据文献[14]采用场景生成与削减方法得到含概率信息的典型场景出力,具体如图 2、3 和表 4 所示。

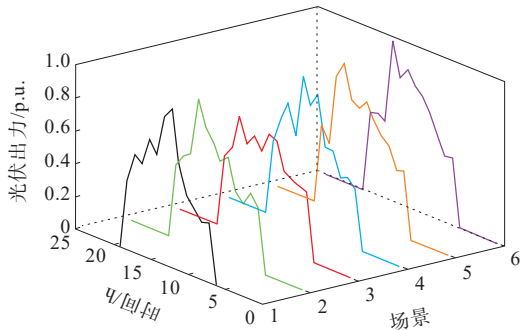


图 2 光伏典型出力场景

Figure 2 Typical scenario of photovoltaic output

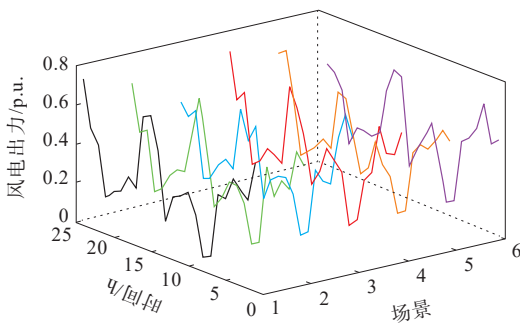


图 3 风电典型出力场景

Figure 3 Typical scenario of wind power output

表 4 风光出力场景概率

Table 4 Scenario probability of wind power and photovoltaic output

场景序号	光伏出力场景概率	风电出力场景概率
1	0.165	0.175
2	0.080	0.210
3	0.165	0.075
4	0.250	0.010
5	0.310	0.365
6	0.030	0.165

图 4 为含高比例水电的电力系统运行结果;图 5 展示了水电站的发电功率变化;图 6 展示了水电站的弃水流量变化;表 5 为对应的系统运行成本,由于 2 种调度方式均实现了风电、光伏的全额消纳,因此系统总成本由火电机组运行成本和弃水成本 2 个部分组成。

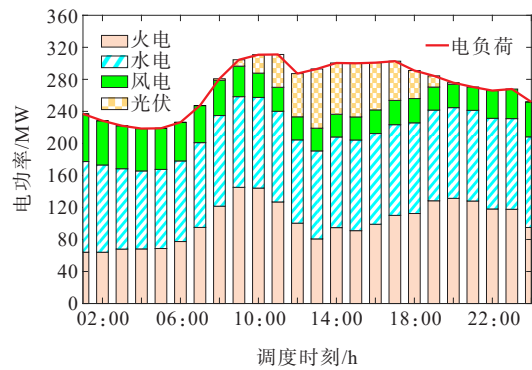


图 4 含高比例水电的电力系统运行结果

Figure 4 Results of power system operation with high proportion of hydropower

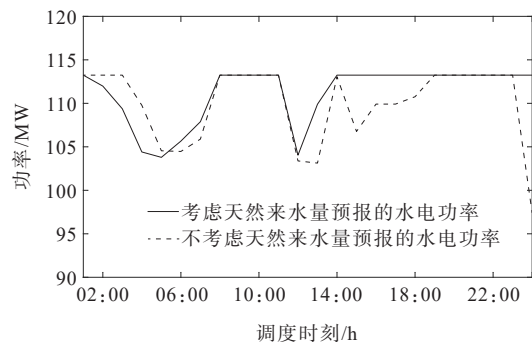


图 5 水电站发电功率

Figure 5 Generated power of hydropower station

由图 4 可知,00:00—06:00 的电负荷水平相对较低,08:00 及之后的电负荷水平相对较高,而在拥有更高库容上限的前提下,水电站群可以通过合理储存并利用更多的水资源以减小火电机组承担基荷的压力。一方面,水电站群可以适当降低低负荷

时间段的发电功率,将对应的流量储存至高负荷时间段再进行发电,实现水电资源在时间上的合理分配。如图5所示,在考虑天然来水量预报的情况下,水电站群在08:00—11:00以及14:00—24:00共计13 h内均保持全功率运行状态,超过未考虑天然来水量预报时的9 h,除了00:00—05:00,其余时间段前者的发电功率均不小于后者的功率。另一方面,库容上限的提升能够减少弃水,如图6所示,考虑天然来水量预报后水电站群在07:00—10:00、15:00—16:00的弃水总量明显下降,根据动态汛限水位的约束要求,调度期末尾各水电站的库容需要恢复至调度初始时的大小,因此22:00—24:00弃水增加。

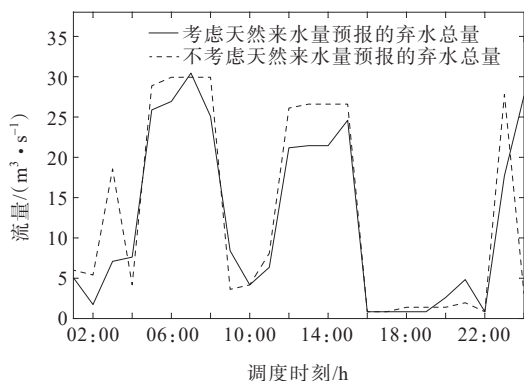


图6 水电站弃水量变化

Figure 6 Variation of water abandonment of hydropower station

结合图4、5可知,系统在06:00—09:00、11:00—12:00出现较大负荷波动,为缓解系统的调峰压力,水电站在2个时间段分别增加9.45 MW和减少9.21 MW的发电功率,而水电功率的变化同时也会影响弃水流量的改变。如图6所示,水电站群在04:00—07:00和10:00—12:00的弃水流量显著增加,在08:00—11:00和15:00—16:00出现明显下降,这是因为当发电流量增加到一定程度时,由于受到下泄总流量的限制,弃水流量将会减少;当发电流量减少时,为了保证后续调度时刻的库容安全,水电站将会适当增加弃水流量,释放部分库容空间。

由表5可知,考虑天然来水量预报后,火电机组的运行和弃电成本分别降低了2.25、0.64万元。水电站群可利用更多的库容资源提高来水流量的利用效率,并根据系统负荷要求制定更为合理的出力计划,因此能够提高系统运行的经济性和灵活性。

表5 系统运行成本

调度策略	火电机组运行成本	弃电成本	总成本
考虑天然来水量预报	218.73	8.57	227.30
不考虑天然来水量预报	220.98	9.21	230.19

4 结语

本文针对水电资源丰富地区的电力系统提出一种考虑天然来水量预报的汛期调度策略。通过浙江省丽水市某流域的算例结果显示,本文提出的考虑水文、气象信息的天然来水量预报模型具有解释性强、预测精度高等优点,可为汛期水电站群确定弹性库容上限提供数据支撑,基于此构建的汛期电力系统调度策略能够提高水电资源的利用率,充分发挥水电的灵活性调节能力,在保证流域水电站群库容安全的前提下提升系统运行的经济性,具有重要的实际意义。

本文提出的优化模型仅考虑了电力系统中的水电、火电、风电和光伏资源,未考虑储能、电动汽车、柔性负荷等灵活性资源,因此在未来可进行更深入的研究。

参考文献:

- [1] 魏明奎,蔡绍荣,江粟.高水电比重系统中梯级水电群与风光电站协调调峰优化运行策略[J].电力科学与技术学报,2021,36(2):199-208.
WEI Mingkui, CAI Shaorong, JIANG Li. Peak-shaving co-optimization strategies of cascaded hydropower and wind-photovoltaic generation in systems with high penetration of hydropower[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2021, 36(2): 199-208.
- [2] 潘华,姚正,黄玲玲,等.考虑分布式电源及需求响应不确定性的园区综合能源系统经济调度[J].电力科学与技术学报,2022,37(2):94-105.
PAN Hua, YAO Zheng, HUANG Lingling, et al. Economic dispatch of park integrated energy system considering the uncertainty of distribution generation and demand response[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2022, 37(2): 94-105.
- [3] 郭俊,陆佳政,张杰,等.基于数值预报模式的柘溪水库流域径流预报系统[J].人民长江,2017,48(6):28-32.
GUO Jun, LU Jiazheng, ZHANG Jie, et al. Study on runoff forecasting system for Zhexi Reservoir Basin based on numerical forecast model[J]. Yangtze River, 2017, 48(6): 28-32.
- [4] YUAN X H, CHEN C, LEI X H, et al. Monthly runoff

- forecasting based on LSTM-ALO model[J]. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2018, 32(8):2199-2212.
- [5] 郭玉雪,许月萍,陈浩,等.基于多种递归神经网络的海岛水库径流预报[J].*水力发电学报*,2021,40(9):14-26.
GUO Yuxue, XU Yueping, CHEN Hao, et al. Reservoir inflow forecasting for island areas based on multiple recurrent neural networks[J]. *Journal of Hydroelectric Engineering*, 2021, 40(9):14-26.
- [6] ZHU Q, HAN J, CHAI K, et al. Time series analysis based on informer algorithms: A survey[J]. *Symmetry*, 2023, 15(4):951.
- [7] ZHOU H Y, ZHANG S H, PENG J Q, et al. Informer: beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting[J]. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, 2021, 35(12):11106-11115.
- [8] 王开艳,罗先觉,吴玲,等.清洁能源优先的风-水-火电力系统联合优化调度[J].*中国电机工程学报*,2013,33(13):27-35.
WANG Kaiyan, LUO Xianjue, WU Ling, et al. Optimal dispatch of wind-hydro-thermal power system with priority given to clean energy[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2013, 33(13):27-35.
- [9] 程春田.碳中和下的水电角色重塑及其关键问题[J].*电力系统自动化*,2021,45(16):29-36.
CHENG Chuntian. Function remolding of hydropower systems for carbon neutral and its key problems[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2021, 45(16):29-36.
- [10] 李进,蔡泽祥,岑伯维,等.基于功率能量特性的含小水电微电网储能容量配置方法[J].*电力建设*,2024,45(4):123-133.
LI Jin, CAI Zexiang, CEN Bowei, et al. Energy storage capacity configuration method for microgrids containing small hydropower based on power-energy characteristics [J]. *Electric Power Construction*, 2024, 45(4):123-133.
- [11] 温世杨,余娟,代伟,等.考虑水电库容弹性的电力系统经济调度[J].*电力系统自动化*,2020,44(19):73-82.
WEN Shiyang, YU Juan, DAI Wei, et al. Economic dispatch of power system considering capacity flexibility of hydropower reservoir[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2020, 44(19):73-82.
- [12] 罗朝春,李湘旗,姚赛.水电不确定条件下电力公司最优购电策略分析[J].*电力科学与技术学报*,2014,29(2):89-94.
LUO Chaochun, LI Xiangqi, YAO Sai. Optimal electricity-purchasing strategy of power company based on uncertain hydropower[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2014, 29(2):89-94.
- [13] 雷苏琪,何中政,闫峰,等.万安水库主汛期运行水位动态控制预泄策略研究[J].*水电能源科学*,2022,40(11):73-76.
LEI Suqi, HE Zhongzheng, YAN Feng, et al. Research on pre-discharge strategy of dynamic control of flood limited water level in main flood season of Wan' an Reservoir[J]. *Water Resources and Power*, 2022, 40(11):73-76.
- [14] 陈雨鸽,陈昌铭,张思,等.考虑时空耦合的小水电富集型虚拟电厂优化调度策略[J].*电力系统自动化*,2022,46(18):90-98.
CHEN Yuge, CHEN Changming, ZHANG Si, et al. Optimal dispatching strategy of small hydropower enriched virtual power plant considering temporal-spatial coupling[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2022, 46(18):90-98.
- [15] MAGGIONI V, MASSARI C. On the performance of satellite precipitation products in riverine flood modeling: a review[J]. *Journal of Hydrology*, 2018, 558:214-224.
- [16] 效文静,周建中,杨建华,等.基于机器学习的长江干流中长期径流预报[J].*水电能源科学*,2022,40(9):31-34+26.
XIAO Wenjing, ZHOU Jianzhong, YANG Jianhua, et al. Medium long-term runoff forecasting of Yangtze River mainstream based on machine learning[J]. *Water Resources and Power*, 2022, 40(9):31-34+26.
- [17] HEMMATI R. Optimal cogeneration and scheduling of hybrid hydro-thermal-wind-solar system incorporating energy storage systems[J]. 2018, 10(1):014102.
- [18] JAWAD M, NADEEM M S A, SHIM S O, et al. Machine learning based cost effective electricity load forecasting model using correlated meteorological parameters[J]. *IEEE Access*, 2020, 8:146847-146864.
- [19] 苏宜靖,谷炜,赵依,等.考虑气象因子的区域电网梅雨期负荷预测[J].*浙江电力*,2019,38(12):1-7.
SU Yijing, GU Wei, ZHAO Yi, et al. Load forecasting of regional power grid during the plum rains considering meteorological factors[J]. *Zhejiang Electric Power*, 2019, 38(12):1-7.
- [20] 杨秀,胡钟毓,田英杰,等.基于 Attention 机制的 CNN-GRU 配网线路重过载短期预测方法[J].*电力科学与技术学报*,2023,38(1):201-209.
YANG Xiu, HU Zhongyu, TIAN Yingjie, et al. Short-term heavy overload forecasting method of distribution net line based on CNN-GRU with attention mechanism[J]. *Journal of Electric Power Science and Technology*, 2023, 38(1):201-209.
- [21] HUANG S Z, LI P, HUANG Q, et al. The propagation from meteorological to hydrological drought and its potential influence factors[J]. *Journal of Hydrology*, 2017, 547:184-195.
- [22] 张友,李聪波,林利红,等.数据不完备下基于 Informer 的

- 离心鼓风机故障趋势预测方法[J]. 计算机集成制造系统,2023,29(1):133-145.
- ZHANG You, LI Congbo, LIN Lihong, et al. Centrifugal blower fault trend prediction method based on Informer with incomplete data[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems,2023,29(1):133-145.
- [23] 张政,武新宇,程春田,等. 计及弃水电量价值的水火电短期联合调度模型[J]. 电力自动化设备,2022,42(11):78-85.
- ZHANG Zheng, WU Xinyu, CHENG Chuntian, et al. Short-term combined dispatching model of hydro-thermal power considering abandoned hydropower value [J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(11): 78-85.
- [24] 徐博强,赵建立,张沛超,等. 基于负荷准线和纳什谈判的高比例新能源消纳方法[J]. 电力系统自动化,2023,47(15):36-45.
- XU Boqiang, ZHAO Jianli, ZHANG Peichao, et al. High-proportion renewable energy accommodation method based on customer directrix load and Nash bargaining[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023, 47(15): 36-45.
- [25] 彭利鸿,周建中,黄竞择,等. 适应电网需求的三峡水库汛期洪水资源利用研究[J]. 水电能源科学,2021,39(8):76-80.
- PENG Lihong, ZHOU Jianzhong, HUANG Jingze, et al. Research on flood resources utilization of Three Gorges Reservoir in flood season adapted to grid demand[J]. Water Resources and Power,2021,39(8):76-80.
- [26] 申建建,张秀飞,王健,等. 求解水电站日负荷优化分配的混合整数非线性规划模型[J]. 电力系统自动化,2018,42(19):34-40.
- SHEN Jianjian, ZHANG Xiufei, WANG Jian, et al. Mixed-integer nonlinear programming model for daily load optimization of hydropower plant[J]. Automation of Electric Power Systems,2018,42(19):34-40.
- [27] 李伏才,李湘旗,罗朝春,等. 考虑多重约束和计划-市场协调的跨省跨区月度购电决策[J]. 电力科学与技术学报,2021,36(1):206-215.
- LI Fucui, LI Xiangqi, LUO Zhaochun, et al. Monthly purchasing decisions across provinces and regions considering multiple constraints and plan-market coordination[J]. Journal of Electric Power Science and Technology,2021,36(1):206-215.
- [28] 夏翔,吴晓刚,陶毓锋,等. 考虑小水电时空耦合特性的虚拟电厂低碳运行策略[J]. 浙江电力,2022,41(6):22-31.
- XIA Xiang, WU Xiaogang, TAO Yufeng, et al. A low-carbon operation strategy for virtual power plant considering spatial-temporal coupling characteristics of small hydropower plants[J]. Zhejiang Electric Power, 2022,41(6):22-31.
- [29] 曲明,丁涛,李立,等. 从NP-Hard到多项式时间算法的大规模机组组合近似线性规划:双重凸包模型[J]. 中国电机工程学报,2022,42(9):3261-3276.
- QU Ming, DING Tao, LI Li, et al. An approximate linear program from an NP-hard to a polynomial time complexity for a large-scale unit commitment: dual convex hull model[J]. Proceedings of the CSEE,2022,42(9):3261-3276.
- [30] YU Y N, GUAN Y P, CHEN Y H. An extended integral unit commitment formulation and an iterative algorithm for convex hull pricing[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2020,35(6):4335-4346.
- [31] 任鹏哲,刘友波,刘挺坚,等. 基于互信息贝叶斯网络的配电网拓扑鲁棒辨识算法[J]. 电力系统自动化,2021,45(9):55-62.
- REN Pengzhe, LIU Youbo, LIU Tingjian, et al. Robust identification algorithm for distribution network topology based on mutual-information Bayesian network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(9): 55-62.
- [32] XUE Y, LI R, HUA X, et al. Short-term photovoltaic power prediction of bi-LSTM based on MIC[C]//2021 6th International Conference on Power and Renewable Energy (ICPRE). IEEE, 2021:1107-1111.