

DOI: 10.20040/j.cnki.1000-7709.2023.20230172

锦东—官地梯级水电站短期调度中的电站间 流量响应关系研究

李俊聪^{a,b}, 张勇传^{a,b}, 覃 晖^{a,b}, 方 威^{a,b}, 姚佳洪^{a,b}, 黄靖玮^{a,b}

(华中科技大学 a. 土木与水利工程学院; b. 数字流域科学与技术湖北省重点实验室, 湖北 武汉 430074)

摘要: 针对雅砻江流域锦东—官地梯级电站在短期联合调度中流量响应关系复杂的问题, 结合随机森林(RF)模型与支持向量回归(SVR)模型对其非线性关系进行挖掘, 预测官地电站的入库流量响应过程, 并与传统的滞时模型与马斯京根模型进行对比。在此基础上, 建立了两种模拟调度模型以检验各模型在应用于梯级水电站短期调度时的适用性。结果表明, RF-SVR模型对于电站间流量响应关系具有更高的拟合能力, 可减少短期调度计划制定的误差, 能有效降低日发电量偏差与水位越限风险, 研究成果可为复杂水力联系下的梯级电站短期调度方案制作提供参考。

关键词: 电站间流量响应关系; 水电站短期调度; 随机森林; 支持向量回归

中图分类号: TV697.1⁺¹

文献标志码: A

文章编号: 1000-7709(2023)07-0075-05

1 引言

锦东—官地梯级电站作为雅砻江流域装机容量巨大的两座电站, 其联合调度运行对于充分利用梯级水能、提升经济效益具有重要意义。考虑到其采用独特的“截弯取直”模式, 即锦东作为引水式电站, 发电流量通过引水隧洞流入官地水库, 而溢弃流量则流入天然河道, 绕锦屏大河湾流至官地水库。两部分流量在量级上有所差异, 传播至官地水库的时间也不同, 电站间流量响应关系较为复杂, 导致梯级联合调度中官地水电站入库流量的确定具有较大难度。对于梯级电站短期优化调度中电站间流量响应关系的研究较多, 滞时法、马斯京根流量演进法、水动力学模拟等传统的水文学方法应用较多。随着大数据分析挖掘技术的发展, 逐渐重视以人工神经网络技术为代表的数据挖掘方法在处理复杂输入输出非线性关系上的优势。支持向量回归(SVR)模型能够在模型复杂性和预测学习能力之间取得高度平衡^[1], 具有强大的非线性拟合能力。随机森林模型(RF)则

具备帮助识别变量对预测结果影响的能力。鉴此, 本文采取随机森林与支持向量回归结合的方法, 挖掘锦东—官地电站间流量响应的非线性关系, 并将其与传统的滞时法、马斯京根法进行对比, 研究其在复杂水力联系下梯级电站短期优化调度中的适用性。

2 研究方法

2.1 随机森林模型

随机森林模型(RF)以决策树为基本单元^[2], 是通过自举汇聚(Bagging)算法集成多棵决策树的一种集成学习模型^[3], 在形成决策树的过程中产生的袋外数据(OOB)可用于评估样本集中每个特征对模型的贡献程度, 得到全部特征的重要性评分。计算 T 棵决策树对应的 OOB 数据集的均方残差向量 $\{M_1, M_2, \dots, M_T\}$ 后, 对 OOB 中的每个特征 $X_k (k = 1, 2, \dots, m)$ 加入噪声扰动后重新用原决策树进行预测, 计算特征变量 X_k 加入扰动后的均方残差变量 d_k , 由此得到第 k 个特征的重要性评分 V_k :

收稿日期: 2023-02-10, **修回日期:** 2023-03-15

基金项目: 国家重点研发计划(2021YFC3200303); 国家自然科学基金项目(51979113, 52039004)

作者简介: 李俊聪(1993-), 男, 硕士研究生, 研究方向为水电能源系统优化调度与水利信息化, E-mail: m202074016@hust.edu.cn

通讯作者: 覃晖(1970-), 男, 教授、博导, 研究方向为水电能源系统优化调度及风险分析与决策等, E-mail: hqin@hust.edu.cn

$$d_i = [M_{k1}, M_{k2}, \dots, M_{kT}] - [M_1, M_2, \dots, M_T] \quad (1)$$

$$V_k = \text{avg}(d_k) / \text{std}(d_k) \quad (2)$$

式中, M_{ki} 为对第 k 个特征加入扰动后第 T 棵决策树计算的均方残差; $\text{avg}(d_k)$ 为 d_k 的均值; $\text{std}(d_k)$ 为 d_k 的标准差。

若某一特征对模型响应影响较大,则对其进行扰动后对均方残差影响较大,随机森林正是通过这一特性衡量特征的重要性。

2.2 支持向量回归

支持向量回归(SVR)模型基于 VC 维理论,采用结构风险最小原理并通过向高维特征空间进行非线性映射寻求最优解,对于选择的样本训练集 $\{x_i, I_{\text{down}}^i\} (x_i \in \mathbf{R}^D, I_{\text{down}}^i \in \mathbf{R}, i = 1, 2, \dots, N)$, 得到下游电站入库流量的函数映射,即:

$$I_{\text{down}} = f_{\text{SVR}}(x) = \omega^T \varphi(x) + b \quad (3)$$

式中, ω 为权重向量; φ 为非线性映射; b 为偏置项。

引入拉格朗日乘子法和对其偶原理,采取序列最小最优化算法求解后^[4,5]可得到 SVR 关于输入 x 的回归函数 $f_{\text{SVR}}(x)$ 为:

$$f_{\text{SVR}}(x) = \sum_{i=1}^N [(\hat{\alpha}_i - \alpha_i) K(x_i, x)] + b \quad (4)$$

式中, $\alpha_i, \hat{\alpha}_i$ 均为拉格朗日乘子; $K(x_i, x)$ 为核函数。

2.3 RF-SVR 模型

以随机森林计算的特征的重要性评分值作为 SVR 的特征筛选依据,建立电站间流量响应关系的 RF-SVR 模型,挖掘电站间流量响应的非线性关系,其流程如下。

步骤 1 确定模型的备选特征因子集,收集历史运行数据并划分训练集。

步骤 2 采用训练集数据构建随机森林模型,计算备选因子集中各因子的重要性评分。

步骤 3 设置 SVR 模型的输入因子集为空,按重要性评分降序排序依次将各因子添加到输入因子集,按当前输入因子集训练集数据建立并训练 SVR 模型,利用测试集数据计算模型预测结果的均方根误差。

步骤 4 选取精度较高且输入因子少的因子集为最优输入因子集,选择对应的 SVR 模型为最终输出模型。

3 模拟调度建模

借鉴 CHEN X 等^[6]的思路,采用两种梯级电站模拟调度方法,评估各模型的精确度对于梯级水电站短期发电调度模型的影响,将上游电站固

定为历史实际运行过程,采用不同模型刻画下游电站入库流量,根据下游电站的响应结果体现模型模拟能力。

3.1 固定下游电站水位的模拟调度

在梯级水电站联合调度计划制作时,常将时段初末水位作为决策变量进行优化求解,根据水量平衡方程推算水电站各时段出库流量后计算发电量,水量平衡方程为:

$$V_j(t+1) = [I_j(t) - Q_j(t)] \Delta t + V_j(t) \quad (5)$$

式中, $V_j(t), V_j(t+1)$ 分别为第 j 级水电站在第 $t, t+1$ 时段的初库容,由电站的水位—库容关系确定; $I_j(t), Q_j(t)$ 分别为第 j 级水电站在第 t 时段的入库、出库流量; Δt 为时段长度。

电站的水位—库容关系为:

$$V_j = f(Z_j) \quad (6)$$

式中, Z 为第 j 级水电站的水位。

在离散水位后对调度问题进行优化求解时,下游电站入库流量的偏差会导致计算的出库流量、发电量偏离实际。因此,采取将下游电站水位过程固定为实际运行过程的方法(简称为固定水位模式),运用不同的模型计算下游电站入库流量 \hat{I}_{down} 序列,由式(5)、(6)确定下游电站出库流量过程,与下游电站实际出库流量进行对比,体现出调度计划制定过程中,由于各模型能力所产生的水量及发电量偏差。

3.2 固定下游出库流量的模拟调度

在梯级水电站联合调度计划实施时,常通过控制机组与闸门开度的形式控制电站的出库流量,从而达到按制定计划控制水电站运行的目的。当下游电站实际入库与计划制定时确定的入库流量过程偏差较大时,水库便会产生水位越限风险,危害到水利工程的安全运行。因此,采用第二种模拟调度方法即将下游电站的出库流量过程固定为实际运行过程(简称为固定出库模式),对于不同模型,计算下游电站入库流量 \hat{I}_{down} 序列,由水量平衡方程计算下游电站的水位过程,与下游电站实测水位进行对比,体现水电站调度计划实施过程中由于模型能力带来的风险。

通过两种模拟调度方式,可直观体现出锦东—官地梯级电站短期调度中运用各流量响应关系模型时,在方案制定及执行阶段所产生的误差,全面衡量各模型能力。

采用表 1 中所示指标评价固定水位、固定出库模式下的模型性能。

固定水位模式中的电量偏差指标 E_{bias} 通过每个时段的水量误差绝对值除以耗水率得出:

表 1 两种模拟调度方法的评价指标

Tab. 1 Evaluation index of two simulated dispatching methods

模式	指标	定义
固定水位	$\max Q_{bias}/(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	调度周期内,出库流量误差绝对值的最大值
	$\text{mean} Q_{bias}/(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	调度周期内,出库流量误差绝对值的平均值
	E_{bias}	整个调度周期的电量偏差
固定出库	$\max Z_{bias}/\text{m}$	调度周期内,水位误差绝对值的最大值
	$\text{mean} Z_{bias}/\text{m}$	调度周期内,水位误差绝对值的平均值
	$\text{end} Z_{bias}/\text{m}$	调度周期结束时的水位误差绝对值

$$E_{bias} = \sum_{t=1}^T \left| \frac{\Delta Q \Delta t}{R} \right| \quad (7)$$

式中, ΔQ 为采用不同模型计算的下游电站出库流量与实际流量的误差; R 为水电站耗水率, 官地电站耗水率取 $3.4 \text{ m}^3/(\text{kW} \cdot \text{h})$ 。

4 结果与分析

4.1 RF-SVR 模型的构建结果

考虑到在非弃水期时锦东—官地水电站间河道中仅有生态流量, 溢弃流量对于非弃水期而言为无效特征, 而对于弃水期而言却至关重要。因此建立 RF-SVR 模型时, 分为弃水期和非弃水期考虑不同的输入特征因子集, 分别建立时间尺度为 1 h 的流量响应关系描述模型。

根据调度人员总结的经验, 锦东发电流量到达官地水库的时间一般为 2~3 h, 溢弃流量到达官地水库的时间一般为 10~14 h, 在洪水量级极大时可达 6 h。为包含尽可能多的有效信息, 将锦东前 1~4 h 的发电流量加入弃水期、非弃水期模型的备选因子集, 选取锦东前 6~15 h 的溢弃流量加入弃水期模型的备选因子集。同时, 从水动力学模拟的角度来看, 河道中断面的水位亦影响着河道水流的传播, 官地的坝前水位过程、入库流量过程及锦东电站水位过程也需考虑进模型。最终确定的非弃水期、弃水期 RF-SVR 模型的输入备选因子集见表 2。

由于锦东、官地之间流量响应关系复杂且缺乏实测区间入流数据, 因此本研究采用新安江模型由降雨数据计算区间流量作为锦东、官地的区间预报流量, 以代替区间入流。

选取 2015~2018 年的小时尺度锦东、官地电站弃水期实测运行数据作为模型的训练数据集, 首先进行随机森林的构建及训练, 采用袋外数据 OOB 计算出的各备选特征因子的重要性评分, 降序排序后逐一加入备选因子并训练 SVR 模型。选取 2019~2020 年的小时尺度数据作为测试集数据, 测试集的均方根误差 R_{RMSE} 随输入特征因子增加的变化趋势见图 1。

表 2 RF-SVR 模型的备选特征因子集

Tab. 2 Alternative characteristic factor set of the RF-SVR model

模型	备选因子集
弃水期模型	$Z_{jd}(t-1), Z_{jd}(t-2), \dots, Z_{jd}(t-15), Z_{gd}(t-1), Z_{gd}(t-2), \dots, Z_{gd}(t-5), Q_{jd,dis}(t-6), Q_{jd,dis}(t-7), \dots, Q_{jd,dis}(t-15), Q_{jd,gen}(t-1), Q_{jd,gen}(t-2), \dots, Q_{jd,gen}(t-4), I_{inner}(t), I_{inner}(t-1), I_{inner}(t-2), I_{gd}(t-1), I_{gd}(t-2), \dots, I_{gd}(t-5)$
非弃水期模型	$Z_{jd}(t-1), Z_{jd}(t-2), \dots, Z_{jd}(t-4), Z_{gd}(t-1), Z_{gd}(t-2), \dots, Z_{gd}(t-5), Q_{jd,gen}(t-1), Q_{jd,gen}(t-2), \dots, Q_{jd,gen}(t-4), Q_{jd,eco}, I_{inner}(t), I_{inner}(t-1), I_{inner}(t-2), I_{gd}(t-1), I_{gd}(t-2), \dots, I_{gd}(t-5)$

注: $t-1$ 为当前面临时段前 1 h 的数据, 其他时间数据的表示以此类推; Z_{jd} 为锦东时段初进水口水位; I_{gd}, Z_{gd} 分别为官地电站的平均入库流量及时段初坝前水位; $Q_{jd,dis}, Q_{jd,gen}, Q_{jd,eco}$ 分别为锦东电站的平均溢弃流量、发电流量、生态流量; I_{inner} 为区间入流。

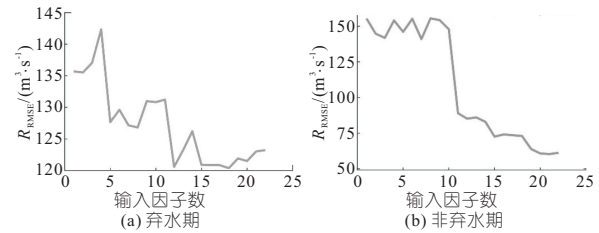


图 1 均方根误差随输入特征因子增加的变化趋势
Fig. 1 Variation trend of RMSE with the increase of input eigenfactors

在弃水期 SVR 模型中, 加入第 18 个特征因子后, 继续增加特征会使模型的均方根误差上升, 说明后续特征增加的信息产生了冗余, 对模型性能的提升帮助不大, 确定剔除冗余特征后的最优特征因子集个数为 18 个。非弃水期 SVR 模型最优特征因子集的筛选与弃水期相同, 最优特征因子集个数为 20 个。从模型简易度与精确性出发, 最终确定的 SVR 模型的最优特征因子集见表 3。

表 3 RF-SVR 模型的最优特征因子集

Tab. 3 The optimal characteristic factor set of the RF-SVR model

模型	最优特征因子集
弃水期模型	$Z_{jd}(t-8), Z_{jd}(t-12), Z_{jd}(t-13), Z_{jd}(t-15)$
非弃水期模型	$Q_{jd,dis}(t-6) \dots Q_{jd,dis}(t-9), Q_{jd,dis}(t-12), Q_{jd,dis}(t-14), Q_{jd,dis}(t-15), Q_{jd,gen}(t-1), Q_{jd,gen}(t-2), I_{gd}(t-1), I_{gd}(t-2), I_{inner}(t), I_{inner}(t-1), I_{inner}(t-2)$
非弃水期模型	$Z_{jd}(t-1), Z_{jd}(t-2), \dots, Z_{jd}(t-4), Z_{gd}(t-2), \dots, Z_{gd}(t-5), Q_{jd,gen}(t-1), Q_{jd,gen}(t-2), \dots, Q_{jd,gen}(t-4), Q_{jd,eco}, I_{gd}(t-1), I_{gd}(t-2), I_{gd}(t-3), Z_{gd}(t-1), I_{inner}(t), I_{inner}(t-1), I_{inner}(t-2)$

4.2 各流量关系响应描述模型的结果

选取 2015~2018 年的小时尺度数据率定马斯京根模型的参数。由于锦东电站发电流量由引水隧洞进入官地水库, 不满足马斯京根的假设条

件,因此仅对锦东的溢弃及生态流量进行马斯京根演进。将溢弃及生态流量加上区间预测流量作为模型中河道入口断面流量,将官地实测入库减去锦东前 3 h 发电流量作为出口断面流量,利用 MOSCDE 算法率定模型参数,三个参数的取值分别为 $C_0=0.4062$ 、 $C_1=0.3545$ 、 $C_2=0.2393$ 。滞时模型选取的锦东发电流量滞时为 3 h,锦东溢弃流量及生态流量滞时为 10 h。

选取 2019~2020 年的小时尺度数据作为单时段模拟测试集数据,采用平均绝对误差 (M_{MAE})、平均相对误差 (M_{MAPE})、决定系数 (R^2) 和均方根误差 (R_{RMSE}) 四个指标评价不同模型刻画精确程度。 M_{MAE} 、 M_{MAPE} 、 R_{RMSE} 的计算结果越小,表明模型的拟合性能越好,而 R^2 则是计算结果越大,越能体现模型的刻画精度高。结果见表 4。

表 4 测试集各模型的评价指标计算结果

Tab. 4 Calculation results of evaluation indicators of each model in the test set

指标	弃水期			非弃水期		
	滞时	马斯京	RF-SVR	滞时	马斯京	RF-SVR
	模型	根模型	模型	模型	根模型	模型
$M_{MAE}/(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	421.32	387.81	91.10	133.31	129.18	42.97
$M_{MAPE}/\%$	13.14	12.14	2.64	12.11	11.89	4.52
$R_{RMSE}/(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$	472.17	434.70	120.39	191.68	179.82	60.62
R^2	0.75	0.79	0.98	0.88	0.90	0.99

从评价指标来看,在弃水期和非弃水期,RF-SVR 模型在各指标上的表现相较于其他两个模型均有明显提升。RF-SVR 模型在弃水期和非弃水期的决定系数 R^2 均大于 0.95,说明其刻画较为精准,对下游电站入库流量的模拟与实测序列更为吻合。而滞时模型在弃水期的决定系数 R^2 相较于非弃水期有明显下降,这是因为锦东溢弃流量的波动较大且锦东至官地电站的天然河道距离较长,忽视水流传播时的坦化作用会增加模型误差。说明在水力联系复杂的梯级电站中,采用经典的滞时演进法难以满足短期调度高精度的需要。马斯京根模型虽然在天然河道的水流传播中考虑了坦化作用,但难以精确刻画锦东电站由引水隧洞引出的发电流量与官地电站入库流量的关系,因此在性能表现上不如 RF-SVR 模型。

4.3 考虑流量对应关系的模拟调度结果

选取 2020 年 3 月 23 日、2020 年 8 月 8 日分别作为非弃水期及弃水期典型日,采用固定水位、固定出库两种模拟调度方法对各模型开展多周期模拟。其中,3 月 23 日官地电站水位及出库流量过程波动明显,可高效校验由模型性能所导致的出库及电量偏差;8 月 8 日官地电站平均入库流

量为 $3019 \text{ m}^3/\text{s}$,与全部弃水期数据的平均入库 $2946 \text{ m}^3/\text{s}$ 相近,且持续位于高水位运行(逼近校核洪水位 1330.18 m),可高效校验由模型性能所导致的水位偏差及越限风险。图 2、表 5 分别展示了两个典型日的模拟调度结果中的出库、水位过程及各评价指标。

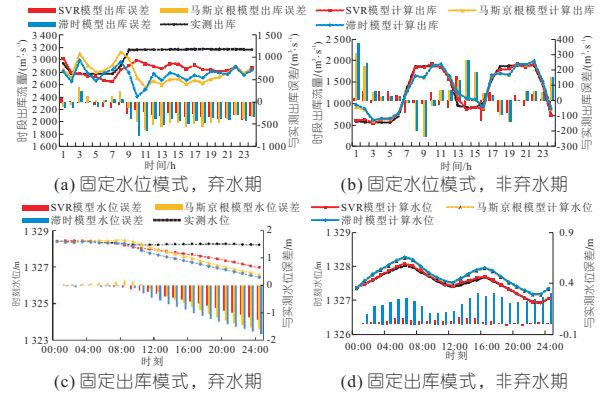


图 2 固定水位、固定出库模式下各模型计算出库、水位结果
Fig. 2 The outflow and water level results calculated by each model in the fixed water level mode and fixed outflow mode

表 5 固定水位模式下各模型的评价指标

Tab. 5 Evaluation index of each model in fixed water level mode

模式	指标	弃水期			非弃水期		
		滞时	马斯京	RF-SVR	滞时	马斯京	RF-SVR
		模型	根模型	模型	模型	根模型	模型
固定 $\max Q_{\text{bias}}/(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$		760	614	330	370	310	164
水位 $\text{mean} Q_{\text{bias}}/(\text{m}^3 \cdot \text{s}^{-1})$		324	343	213	109	105	50
$E_{\text{bias}}/(10^4 \text{ kW} \cdot \text{h})$		823	871	542	277	267	127
固定 $\max Z_{\text{bias}}/\text{m}$		1.77	1.61	1.24	0.30	0.28	0.06
出库 $\text{mean} Z_{\text{bias}}/\text{m}$		0.66	0.56	0.43	0.20	0.18	0.03
$\text{end} Z_{\text{bias}}/\text{m}$		1.77	1.61	1.24	0.30	0.28	0.01

可以明显看出,RF-SVR 模型的性能表现明显优于滞时模型及马斯京根模型。在固定水位模式下,RF-SVR 模型在绝大多数时段中的出库流量误差均小于其他两种模型,也体现出在多时段滚动模拟时,RF-SVR 模型误差仍控制在可接受程度,在最终计算的全日发电量偏差上也有明显改善。在固定出库模式下,各时段入库流量的偏差会累积为水电站蓄水量,从而导致各时段的水位偏差具有累积效应,但 RF-SVR 模型效应较其他两个模型仍有较好的表现,更加贴近实测水位过程,可在一定程度上减少调度方案执行时由于模型性能导致的水位越限风险。综合各模型指标表现,RF-SVR 模型较传统的滞时模型及马斯京根模型而言,是处理锦东一官地电站短期调度中流量响应关系的有效方法,对于历史实测数据完备且具有与锦东一官地相似复杂流量响应关系的梯级电站短期调度问题,具有一定的适用性与借鉴价值。

5 结论

a. RF-SVM 模型在单时段模拟中的应用结果表明,其对于锦东—官地电站间的流量响应关系刻画更为准确,与滞时模型马斯京根模型相比,可更好地拟合官地实际入库过程。

b. 在应用于梯级电站短期调度时,RF-SVM 模型可更有效减少调度模型偏差,能够为下游电站入库流量过程的确定提供依据。

参考文献:

- [1] 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.
- [2] 谢祥洲, 刘军龙, 霍斐斐, 等. 基于机器学习模型

的关中地区 GPM_IMERG 降水数据订正方法[J]. 水电能源科学, 2022, 40(2): 6-9.

- [3] LI J, ZHONG P, YANG M, et al. Intelligent identification of effective reservoirs based on the random forest classification model[J]. Journal of hydrology, 2020, 591: 125324.
- [4] 王涛, 李治军. PSO-SVM 模型在黑龙江省水资源承载力评价中的应用[J]. 水电能源科学, 2023, 41(1): 30-33.
- [5] 贾本军, 周建中, 陈潇, 等. 水电站尾水位特性解析与建模[J]. 水力发电学报, 2021, 40(10): 45-59.
- [6] CHEN X, ZHOU J Z, JIA B J, et al. Characterizing the hydraulic connection of cascade reservoirs for short-term generation dispatching via gaussian process regression[J]. IEEE ACCESS, 2020, 8: 145489-145502.

Study on Inter-station Flow Response in Short-term Operation of Jindong-Guandi Cascade Hydropower Stations

LI Jun-cong^{a,b}, ZHANG Yong-chuan^{a,b}, QIN Hui^{a,b}, FANG Wei^{a,b}, YAO Jia-hong^{a,b}, HUANG Jing-wei^{a,b}

(a. School of Civil and Hydraulic Engineering; b. Hubei Key Laboratory of Digital Valley Science and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: This paper aims at the complex flow response relationship in the short-term joint operation of Jindong-Guandi cascade hydropower stations in Yalong River basin. In order to predict the inflow response process of the Guandi hydropower station, the random forest (RF) model and support vector regression (SVR) model were combined to mine the nonlinear relationship, and compared with the traditional lag-time model and the Muskingum model. On this basis, two simulation dispatching models were established to test the applicability of each model in the short-term operation of cascade hydropower stations. The result shows that the RF-SVR model has a higher fitting ability for the flow response relationship between hydropower stations, which can reduce the errors in the formulation of short-term dispatching plan, and effectively reduce the deviation of daily generation and the risk of water level violation. The research results can provide a reference for making short-term dispatching schemes of cascade power stations under complex hydraulic connections.

Key words: flow response between hydropower stations; short-term operation of hydropower station; random forest; support vector regression

(上接第 11 页)

Applicability Evaluation of Potential Evapotranspiration Estimation Methods in the Red River Basin, China

ZHANG Ji-hui^{1a}, CHEN Jun-xu^{1a,1b}, FAN Yun-jiang^{1a}, TONG Jian-hang^{1a},
YANG Fu-rong^{1a}, HU Zhi-wen², SHAO Bi-tao³

(1a. School of Earth Sciences; 1b. International Joint Research Center for Karstology, Yunnan University, Kunming 650500, China; 2. PowerChina Kunming Engineering Corporation Limited, Kunming 650000, China; 3. Yunnan Surveying and Mapping Institute, Kunming 650011, China)

Abstract: Evapotranspiration is a key process of energy exchange in the terrestrial-atmospheric system, and the selection of a suitable method for its accurate estimation is the basis and challenges to revealing the energy exchange process and the mechanism of Land-Atmosphere coupling under complex topographic conditions. Based on 60 years of meteorological data from 25 stations in the Red River Basin, China, the FAO56-Penman-Monteith method was used as a benchmark, and the MK statistical tests and Taylor diagrams were used to evaluate 8 potential evapotranspiration (PET) estimation methods from five aspects. The results show that the radiative methods Priestley-Taylor and Hargreaves had the best applicability, their results were closest to FAO ($R^2 \approx 0.9$); The temperature methods McCloud and Linacre were followed; The mass transport class methods Rohwer and Penman were worse. This study not only provided a highly adaptive PET estimation method for the Red River Basin, China, but also revealed the spatial and temporal distribution characteristics of the PET.

Key words: potential evapotranspiration; radiation method; temperature method; mass transport method; Red River Basin