

DOI: 10. 20040/j. cnki. 1000-7709. 2023. 20221969

考虑径流不确定性的水库调度效益—风险均衡优化模型及其应用

彭静萍¹, 张超¹, 陶一陶^{2a,2b,2c}, 何星遥¹, 杨旭^{1,3}, 徐小天¹, 莫莉^{2a,2b,2c}

(1. 中国长江电力股份有限公司,湖北宜昌 443002; 2. 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;c. 水利水电科学研究院,湖北武汉 430074; 3. 智慧长江与水电科学湖北省重点实验室,湖北宜昌 443002)

摘要: 由于径流的不确定性,在制定水电站发电计划时会有一定的风险,因此在水库调度中引入经济学中谱风险测度的概念量化风险,建立了效益—风险均衡优化模型,可根据电站情况,通过不同的风险厌恶系数及置信度反映出决策者对风险的态度。在三峡电站的应用结果表明,与传统的发电收益最大模型相比,提出的效益—风险均衡优化模型在发电收益损失极小的条件下,可有效地降低水电站因来水的不确定性而造成的风险。

关键词: 水库调度;谱风险测度;风险量化;闪电搜索算法

中图分类号: TV697 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7709(2023)06-0049-05

1 引言

水库调度决策者在制定发电计划时,往往以预测径流量作为依据,以发电量或发电收益最大作为优化目标。然而,预测造成的误差会产生一定的风险。因此,有必要研究径流不确定性导致的预测误差给水库调度带来的影响。我国早期对水库风险的研究大多针对水电站防洪调度^[1,2],较少考虑市场收益风险^[3,4]。谱风险测度(SRM)可充分反映决策者对风险的厌恶程度,在经济学等领域应用较广泛,但在水电调度领域的相关研究鲜见报道。鉴此,本文围绕水库来水不确定性带来的风险问题,以三峡电站为例,利用谱风险测度构建水库调度风险模型,量化径流不确定性条件下水库调度发电效益和风险,可为水库调度决策提供参考。

2 模型与方法

2.1 LSTM神经网络日径流预测模型

长短时记忆神经网络(LSTM)^[5]为一种特殊类型的循环神经网络,具有适应性高、记忆时间长等优点^[6],由输入门 i_t 、遗忘门 f_t 、输出门 o_t 组

成,具体训练公式见文献[6]。LSTM神经网络日径流预测模型构建流程如下。

步骤 1 选取往年日径流数据作为模型输入。

步骤 2 数据的 90%用于训练,10%用于预测,对训练集和预测集数据分别进行归一化处理。

步骤 3 设置模型参数,进行迭代计算。

步骤 4 用均方根误差(R_{RMSE})和 Nash 系数(N_{NSE})评价运行结果,调整模型参数,提高精度。

步骤 5 用调整好的参数进行预测,输出日径流预测序列。

2.2 基于谱风险度量的效益—风险均衡优化模型

2.2.1 谱风险测度

谱风险测度^[7]可反映不同决策者对于风险的厌恶程度且满足一致性风险度量条件,即非负性、正则性、弱递减性^[8],可表示为:

$$M_\phi = \int_0^1 \phi(p)q_p dp \quad (1)$$

式中, M_ϕ 为谱风险测度; $\phi(p)$ 为权重函数,又称为风险谱函数; q_p 为分布函数的 p 分位点。

在实际问题中,决策者对风险的态度大体可分为风险厌恶型、风险中性型和风险偏好型,不同的风险偏好会有不同的效用函数,不同的效用函数构建的风险谱函数也不同。效用函数一般可分为指数型效用函数和幂型效用函数,分别有恒定

收稿日期: 2022-09-21,修回日期: 2022-11-01

基金项目: 国家自然科学基金项目(51979114);2002年高等学校博士学科点专项科研资助项目(20020183061)

作者简介: 彭静萍(1984-),女,硕士、高级工程师,研究方向为水电站运行和营销,E-mail: peng_jingping@ctg.com.cn

通讯作者: 莫莉(1980-),女,副教授、博导,研究方向为水电能源系统优化运行、电力市场,E-mail: moli@hust.edu.cn

的绝对风险厌恶系数和恒定的相对风险厌恶系数,由其构造的风险谱函数相应分为指数风险谱函数和幂风险谱函数。根据实际情况及计算复杂度,考虑绝对风险系数,设效用函数 $u(x)$ 为指数型效用函数,则风险谱函数与其关系为:

$$R_A(x) = -u''(x)/u'(x) \quad (2)$$

式中, $R_A(x)$ 为绝对风险系数。

此时,决策者的绝对风险厌恶系数为一定值。

因此,假设 $R_A(x)$ 等于一常数 γ ,即:

$$R_A(x) = -u''(x)/u'(x) = \gamma \quad \gamma > 0 \quad (3)$$

解常微分方程可得:

$$u(x) = -(c_1/\gamma)e^{-\gamma x} + c_2 \quad (4)$$

式中, c_1 、 c_2 均为待定常数。

构造指数风险谱函数为:

$$\phi(p) = \lambda e^{-\gamma(1-p)} \quad (5)$$

由风险谱函数的性质,需满足 $\|\phi(p)\| =$

$$\int_0^1 \phi(p) dp = 1, \text{ 将式(5)代入其中得:}$$

$$\lambda = \gamma / (1 - e^{-\gamma}) \quad (6)$$

此时,风险谱函数满足非负性、正则性和弱递减性,因此风险谱函数为:

$$\phi(p) = \gamma e^{-\gamma(1-p)} / (1 - e^{-\gamma}) \quad (7)$$

决策者十分重视尾部损失,因此构建风险谱函数需在尾部逐渐增大损失权重。刁训娣等^[9]在风险谱函数中引入变换 φ ,使 $p = \varphi(s) = 1 - (1 - s)/\alpha$,变换后得到新的风险谱函数为:

$$\phi(p) = \frac{\gamma e^{-(1-p)\gamma/\alpha}}{\alpha(1 - e^{-\gamma})} \quad 1 - \alpha \leq p \leq 1 \quad (8)$$

2.2.2 效益—风险均衡优化模型

类比金融行业中投资收益模型,将水电站发电收益表示为:

$$u = \sum_{i=1}^T e_i p_i \quad (9)$$

其中

$$e_i = \varepsilon_i \tau$$

式中, u 为水电站发电收益; p_i 为该日的电价; e_i 为第 t d 的发电量; ε_i 为水电站第 t d 的出力, kW; τ 为每天的小时数, $\tau = 24$ 。

电价由市场电价决定,而发电量依赖于径流量,通常采用径流预测值计算发电量,而径流量难以准确估计。假设真实发电量是预测发电量的无偏估计,且服从于正态分布,即有:

$$e_i \sim N(\hat{e}_i, \sigma_i^2) \quad (10)$$

式中, e_i 为第 t d 真实发电量; \hat{e}_i 为第 t d 预测发电量; σ_i^2 为第 t d 发电量预测的方差。

计算期望 $E(u)$ 、方差 $D(u)$ 分别为:

$$E(u) = E\left(\sum_{i=1}^T e_i p_i\right) = \sum_{i=1}^T E(e_i) p_i = \sum_{i=1}^T \hat{e}_i p_i \quad (11)$$

$$D(u) = D\left(\sum_{i=1}^T e_i p_i\right) = \sum_{i=1}^T D(e_i^2) p_i^2 = \sum_{i=1}^T \sigma_i^2 p_i^2 \quad (12)$$

用谱风险测度衡量来水风险,在考虑风险的情况下,建立综合效益最大的水电站发电效益—风险均衡模型,目标函数为:

$$F(u) = \max[E(u) - T(\alpha)\sigma(u)] \quad (13)$$

其中
$$T(\alpha) = \int_0^1 \Phi^{-1}(p)\phi(p)dp$$

式中, $\Phi^{-1}(p)$ 为标准正态分布 $N(0, 1)$ 的 p -下侧分位数; Φ 为标准正态分布 $N(0,1)$ 的分布函数。

将式(11)、(12)代入式(13),可得:

$$F(u) = \max\left[\sum_{i=1}^T \hat{e}_i p_i - T(\alpha) \sum_{i=1}^T \sigma_i^2 p_i^2\right] \quad (14)$$

考虑市场及水电站运行的相关约束如下。

(1)发电收益约束。计算公式为:

$$u = \sum_{i=1}^T e_i p_i \quad (15)$$

(2)发电量约束。计算公式为:

$$\varepsilon_t = cQ(t)H(t) \quad (16)$$

式中, ε_t 为梯级水电站在第 t d 的出力, kW; c 为水电站出力系数; $Q(t)$ 为水电站第 t d 发电流量; $H(t)$ 为水电站第 t d 水头。

(3)水量平衡约束。计算公式为:

$$V_t = V_{t-1} + (I_t - Q_t)\Delta t \quad (17)$$

式中, V_t 、 V_{t-1} 分别为水库在第 t 、 $t-1$ d 时段末的库容; I_t 为水库在第 t d 的平均入库流量; Q_t 为水库在第 t d 的平均出库流量; Δt 为单时段时长。

(4)水位约束。计算公式为:

$$Z_t^{\min} \leq Z_t \leq Z_t^{\max} \quad (18)$$

式中, Z_t^{\min} 、 Z_t^{\max} 分别为水库在第 t d 的最小、最大水位限制。

(5)流量约束。计算公式为:

$$Q_t^{\min} \leq Q_t \leq Q_t^{\max} \quad (19)$$

式中, Q_t^{\min} 、 Q_t^{\max} 分别为水库在第 t d 的最小、最大出库流量限制。

(6)出力约束。计算公式为:

$$N_t^{\min} \leq N_t \leq N_t^{\max} \quad (20)$$

式中, N_t^{\min} 、 N_t^{\max} 分别为电站在第 t d 的最小、最大出力限制。

(7)水位/流量变幅约束。计算公式为:

$$\begin{cases} |Z_t - Z_{t-1}| \leq \Delta Z \\ |Q_t - Q_{t-1}| \leq \Delta Q \end{cases} \quad (21)$$

式中, ΔZ 、 ΔQ 分别为相邻时段的水位、流量最

大变幅约束。

(8)边界值约束。计算公式为:

$$\begin{cases} Z_0 = Z_{start} \\ Z_T = Z_{end} \end{cases} \quad (22)$$

式中, Z_{start} 、 Z_{end} 分别为调度期内水库的初、末水位。

2.2.3 效益—风险均衡优化模型的求解

(1)谱风险测度计算。指数型风险谱函数为

$$\phi(p) = \frac{\gamma e^{-(1-p)\gamma/\alpha} I}{\alpha(1-e^{-\gamma})} \quad (1-\alpha \leq p \leq 1)$$

根据文献[8, 10], 选取风险厌恶系数 γ 值分别为 0.1、0.4、0.8、1.2, α 值分别为 0.01、0.05、0.10, 对应置信度分别为 99%、95%、90%, 计算 $T(\alpha)$, 结果见表 1。由表 1 可知, γ 越大或置信度越大, 其对应的 $T(\alpha)$ 越大, 表明决策者对风险厌恶程度越高, 此时, 电站的发电风险较小, 但收益也会相应减少。在决策时, 可根据实际情况选取 γ 、 α 值。

表 1 不同风险厌恶系数和置信度对应的 $T(\alpha)$ 值

Tab. 1 $T(\alpha)$ values for different risk aversion factors and confidence levels

γ	$T(\alpha = 0.01)$	$T(\alpha = 0.05)$	$T(\alpha = 0.1)$
0.1	2.651 9	2.072 0	1.769 2
0.4	2.679 7	2.102 0	1.802 0
0.8	2.716 9	2.142 6	1.846 5
1.2	2.753 9	2.183 4	1.891 4

(2)闪电搜索算法。闪电搜索算法(LSA)^[11]

是根据闪电形成机理提出的一种新型启发式优化算法, 具有寻优能力强、精度高等优点^[12], 通过模拟放电过程中的三种放电体建立数学模型求解, 其计算公式分别为:

$$f(x^T) = \begin{cases} 1/(b-a) & a \leq x^T \leq b \\ 0 & x^T < a \text{ 或 } x^T > b \end{cases} \quad (23)$$

$$f(x^S) = \begin{cases} e^{-x^2/\mu}/\mu & x^S \geq 0 \\ 0 & x^S \leq 0 \end{cases} \quad (24)$$

$$f(x^L) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x^L-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (25)$$

式中, $f(x^T)$ 、 $f(x^S)$ 、 $f(x^L)$ 分别为过渡放电体、空间放电体、引导放电体的概率密度函数; a 、 b 分别为解空间的上界、下界; e 为生成的指数随机数; μ 为形状参数, 用于控制迭代方向; σ 为尺度参数, 随向地面靠近的过程呈指数下降。

空间放电体和引导放电体的迭代方向为:

$$p_{i_new}^S = p_i^S \pm e^{rand(\mu_i)} \quad (26)$$

$$p_{new}^L = p^L + normrand(\mu^L, \sigma^L) \quad (27)$$

式中, $normrand(\mu^L, \sigma^L)$ 为生成的正态分布随机数。

若新空间放电体 $p_{i_new}^S$ 能量 $E_{i_new}^S$ 大于原来空间放电体 p_i^S 能量 E_i^S , 则 p_i^S 更新到 $p_{i_new}^S$ 的位置, 否则, p_i^S 保持不变。引导放电体同理。

LSA 算法步骤流程见图 1。

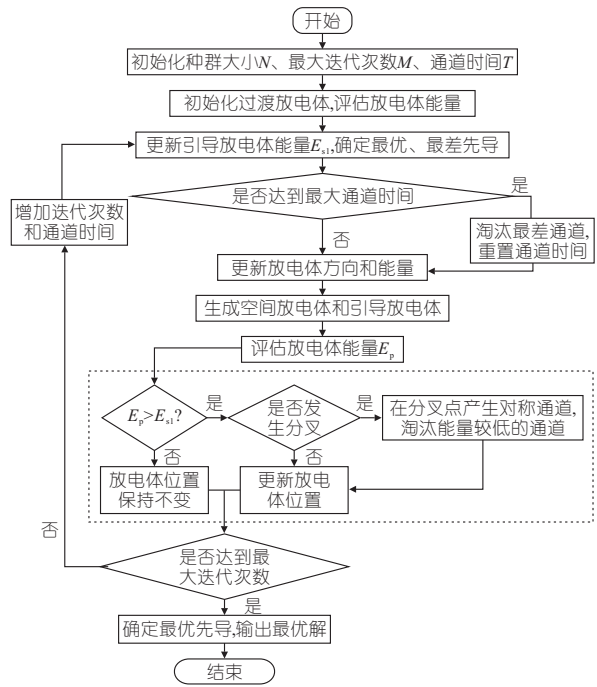


图 1 LSA 的算法步骤流程

Fig. 1 Lightning search algorithm step flowchart

(3)效益—风险均衡优化模型的求解步骤。

步骤 1 查阅水电站保证出力、最大库容、初始水位等数据。

步骤 2 根据实际情况选择合适的 γ 、 α 值, 计算 $T(\alpha)$ 。

步骤 3 收集水库日径流数据, 建立 LSTM 日径流预测模型, 得到日径流数据的预测值。

步骤 4 确定闪电搜索算法中种群数量、最大通道时间等参数, 建立过渡放电体模型进行种群初始化。

步骤 5 执行引导放电体和空间放电体模型迭代求解, 达到最大迭代次数时停止迭代。

步骤 6 输出最优解及水库的水位变化过程、下泄流量过程、出力过程等, 用于指导水库调度决策。

3 实例分析

3.1 基础资料

三峡水电站位于湖北省宜昌市, 年发电量超 $1\ 000 \times 10^8 \text{ kW} \cdot \text{h}$, 大坝高程 185 m, 总装机容量 22 500 MW, 保证出力 4 990 MW。主要参数见表 2。电站电能消纳地区分电比及电价见表 3。

表 2 三峡水电站主要参数

Tab.2 Main parameters of Three Gorges Hydropower Station

参数	单位	取值	参数	单位	取值
装机容量	MW	22 500	总库容	10 ⁸ m ³	393.0
保证出力	MW	4 990	兴利库容	10 ⁸ m ³	165.0
最大下泄	m ³ /s	99 800	防洪库容	10 ⁸ m ³	221.5
最小下泄	m ³ /s	4 500	最大水头	m	113.0
正常蓄水位	m	175	最小水头	m	71.0
防洪限制水位	m	155	平均年发电量	10 ⁸ kW · h	846.8

表 5 来水径流量预测值与真实值

Tab.5 Predicted and true values of incoming water runoff

时段	径流预测值	径流真实值	时段	径流预测值	径流真实值
1	6 533.545	6 187.569	16	8 160.892	8 314.782
2	6 387.091	6 124.610	17	7 175.325	6 901.290
3	6 080.613	5 782.379	18	7 013.497	6 712.670
4	6 051.316	5 905.345	19	6 649.803	6 351.773
5	5 829.606	5 578.966	20	6 769.201	6 680.294
6	6 150.800	6 291.157	21	6 707.180	6 619.491
7	6 514.626	6 782.876	22	6 644.410	6 524.628
8	6 575.258	6 656.964	23	7 038.518	7 132.874
9	6 733.174	6 789.332	24	6 567.672	6 334.877
10	6 446.467	6 276.922	25	6 500.382	6 302.343
11	6 610.945	6 598.653	26	6 329.882	6 139.664
12	7 148.014	7 363.769	27	7 045.938	7 294.445
13	7 045.936	7 051.686	28	7 590.876	7 839.437
14	7 100.861	7 044.793	29	7 601.762	7 625.121
15	7 384.887	7 427.573	30	7 073.738	6 683.442

表 3 三峡水电站输送各省电量分电比及电价

Tab.3 Electricity distribution ratio and electricity

price of each province that Three Gorges

Hydropower Station transmits

区域	省(市)	分电比/%	上网电价/(元 · (kW · h) ⁻¹)
华中	湖北	17.17	0.242 0
	湖南	10.22	0.233 3
	河南	7.63	0.232 6
	江西	7.27	0.248 1
	重庆	4.40	0.223 0
华东	上海	14.74	0.261 3
	江苏	10.32	0.235 9
	浙江	8.48	0.278 3
	安徽	3.32	0.222 7
南方	广东	16.46	0.302 3

以三峡水电站为例,用 2003 年 1 月~2021 年 12 月的日径流量数据,建立日预测径流模型,预测 2022 年 1 月 30 d 的日径流量。引入谱风险测度建立效益—风险均衡模型并求解。

3.2 算法参数设置

参数的选择对算法结果的影响较大,经过多次模拟,LSTM 日径流预测模型及闪电搜索算法参数见表 4。

表 4 LSTM 预测模型及闪电搜索算法参数

Tab.4 Parameters of LSTM prediction model and

lightning search algorithm

方法	参数	取值	方法	参数	取值
LSTM 预 测模型	神经网络层数	1	闪电搜 索算法	维度	30
	隐含层神经元个数	64		迭代次数	200
	学习率	0.001 5		种群个数	50
	Batchsize	120		最大通道时间	5
	迭代次数	500			
	步长	32			

3.3 结果与分析

通过 LSTM 神经网络模型预测得到的日径流数据与实际数据见表 5、图 2。

选取置信度为 95%,分别求解 $\gamma=0.1、0.4、0.8、1.2$ 时的效益—风险均衡优化模型,用闪电搜索算法求解,结果见表 6。由表 6 可知,在置信度相同时, γ 越大,发电收益越低,说明水电站调度决策者不愿承担更高风险与获取更高收益,相反则说明决策者愿意承担高风险获取高收益。本文模型反映了不同决策者对待风险态度的不同对发电收益带来的影响,其水位和出力过程见图 3。

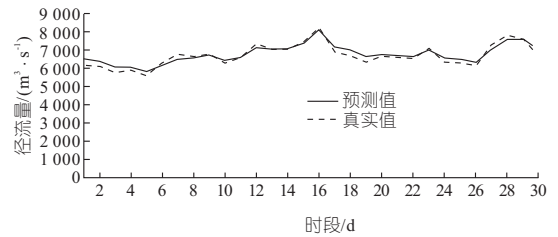


图 2 LSTM 预测模型径流量预测图

Fig.2 Runoff prediction diagram using LSTM prediction model

表 6 不同风险厌恶系数的发电收益

Tab.6 Power generation benefits with different risk aversion coefficients

风险厌恶 系数 γ	$T(\alpha)$	收益 /10 ⁸ 元	风险厌恶 系数 γ	$T(\alpha)$	收益 /10 ⁸ 元
0.1	2.072 0	12.930 1	0.8	2.142 6	12.921 7
0.4	2.102 0	12.923 0	1.2	2.183 4	12.908 4

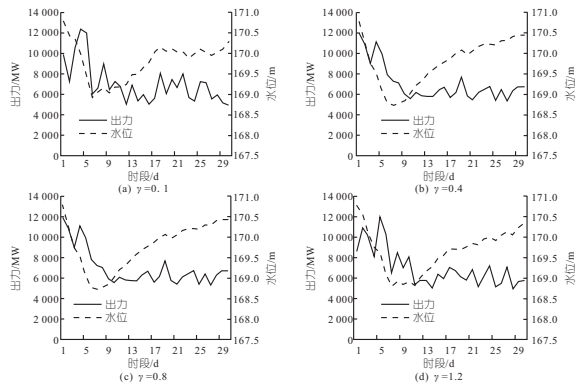


图 3 不同风险厌恶系数下的水位和出力过程

Fig.3 Water level and output process with different risk aversion coefficients

分别求解 $\gamma=0.1、0.4、0.8、1.2$ 时的效益—风险均衡优化模型,用闪电搜索算法求解,选取置信度为 99%、90%,分别求解不同风险厌恶系数

下的效益—风险均衡优化模型,求得收益见图 4。由图 4 可知,在 γ 相同时,置信度越高,风险度量值越准确,相应的收益计算结果也越保守,所以收益越低。

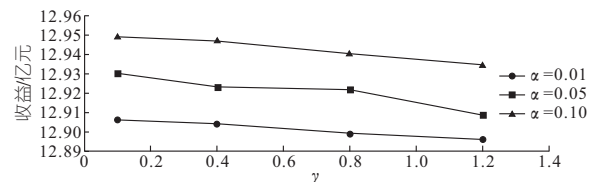


图 4 不同置信度和风险厌恶系数下的收益情况对比

Fig. 4 Comparison of benefits with different confidence levels and risk aversion coefficients

由此可知,通过效益—风险均衡优化模型的求解结果均满足各项约束条件,该模型具有可行性。

为便于比较,增加水电站调度中常用的发电收益最大模型进行计算,即:

$$F(u) = \max_u \quad (28)$$

式中, u 为发电收益,用式(9)计算。

用闪电搜索算法求解,得到水位和出力过程见图 5,发电量和最大收益见表 7。

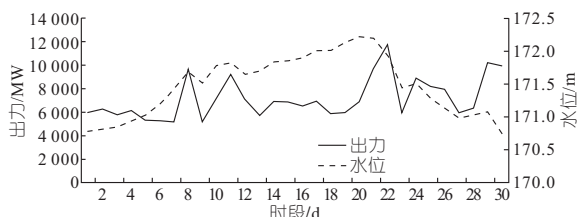


图 5 发电收益最大模型水位和出力过程

Fig. 5 Water level and output process of model of the maximum benefit of power generation

表 7 发电收益最大模型与效益—风险均衡优化模型对比

Tab. 7 Comparison of the maximum benefit model of power generation with benefit-risk equilibrium optimization model

模型	发电量	收益	风险度量
	/10 ⁸ kW·h	/10 ⁸ 元	值/10 ⁸
发电收益最大模型	51.584 6	13.133 6	0.392 8
效益—风险均衡优化模型	50.751 9	12.930 1	0.268 2

γ 越小,电站风险规避程度越低,选择 γ 较小的模型可看出电站风险规避程度的较小值。因此,选取 $\gamma = 0.1$ 和置信度 95% 的效益—风险均衡优化模型与发电收益最大模型对比,引入发电收益方差作为评估模型风险度量的指标,用式(12)分别计算二者的风险度量值,结果见表 7。

由表 7 可知,与发电收益最大模型相比,效益—风险均衡优化模型的发电收益损失率为 1.574 4%,但风险规避程度为 31.721 0%,降低了约 30% 的风险,说明效益—风险均衡优化模型

在尽可能保证发电收益的同时,可有效降低由于来水不确定性造成的风险,可用于指导水电站调度决策。

4 结论

a. 在水电站优化调度中引入谱风险度量量化风险,建立效益—风险均衡优化模型,通过选取不同的 γ 、 α 值,可有效地反映不同决策者对风险态度的不同。

b. 与传统模型相比,在发电收益损失极小的前提下,本文模型可降低约 30% 的风险,有利于电站稳定运行。

参考文献:

- [1] 金崇智. 水库调度的风险分析与效益[J]. 华中电力, 1993(5): 66-72.
- [2] 李学贵,袁杰,刘志武. 三峡工程的防洪调度运用与风险分析[J]. 水电能源科学, 2007, 25(5): 44-46.
- [3] 于旭光,李刚,李亚鹏,等. 计及电价风险和差价合同的梯级水电站日前市场竞价模型[J]. 电力系统自动化, 2022, 46(5): 62-72.
- [4] 徐茂林,周建中,贾本军,等. 基于半方差风险计量模型的水电站发电优化调度研究[J]. 水电能源科学, 2022, 40(2): 70-74.
- [5] HOCHREITER S, SCHMIDHUBER J. Long short-term memory[J]. Neural computation, 1997, 9(8): 1 735-1 780.
- [6] 任成清,马建国,张冲,等. 基于 LSTM 神经网络与蒙特卡罗模型的辽河源头区径流预测[J]. 水电能源科学, 2021, 39(11): 40-43.
- [7] ACERBI C. Spectral measures of risk: A coherent representation of subjective risk aversion[J]. Journal of banking and finance, 2002, 26(7): 1 505-1 518.
- [8] 吕世超,田凯,杨永愉. 基于谱风险度量的风险谱函数的研究[J]. 北京化工大学学报(自然科学版), 2011, 38(6): 135-140.
- [9] 刁训娣,童斌,吴冲锋. 基于 EVT 的谱风险测度及其在风险管理中的应用[J]. 系统工程学报, 2015, 30(3): 354-369, 405.
- [10] 季洪艳. 基于谱风险测度的最优保险投资策略研究[D]. 济南: 山东财经大学, 2018.
- [11] SHAREEF H, IBRAHIM A A, MUTLAG A H. Lightning search algorithm[J]. Applied soft computing, 2015, 36 (增刊 1): 315-333.
- [12] 丁祥,王津生,李剑,等. 基于闪电搜索算法的水泵流量—扬程样本曲线校准[J]. 供水技术, 2019, 13(4): 6-11.

涨幅增加,极端暖温指数与 NDVI 变化趋势相同,极端冷温指数与大部分极端降水指数均呈下降趋势。空间上,淮河流域 NDVI 呈“西高东低”分布,极端降水指数呈“南高北低”的空间分布。

b. 未来一段时间内 NDVI 呈上升趋势;极端降水指数中 RX1day 将与过去上升趋势一致,而其他降水指数均将呈下降趋势;极端温度指数中冷温指数将继续下降,暖温指数除 TR、SU 继续上升外,其余均将呈下降趋势。

c. 淮河流域 NDVI 对极端气候存在 1 个月左右的滞后响应;年际 NDVI 变化与退耕还林、还草措施及城市化建设密不可分,年内变化主要与区域内农作物生长节律有关。

参考文献:

[1] MORSS R E, WILHELMI O V, MEEHL G A, et al. Improving societal outcomes of extreme weather in a changing climate: An integrated perspective [J]. *annual review of environment & resources*,

2011,36(1): 1-25.

- [2] 王晓利,侯西勇. 1982-2014 年中国沿海地区归一化植被指数(NDVI)变化及其对极端气候的响应[J]. *地理研究*,2019,38(4):807-821.
- [3] 冯磊,杨东,黄悦悦. 2000-2017 年川渝地区植被 NDVI 特征及其对极端气候的响应[J]. *生态学杂志*,2020,39(7):2316-2326.
- [4] 金凯,王飞,韩剑桥,等. 1982-2015 年中国气候变化和人类活动对植被 NDVI 变化的影响[J]. *地理学报*,2020,75(5):961-974.
- [5] 丁瑞,王兆礼,陈晓宏. 西南河流域区归一化植被指数时空动态变化及其与气候因子的关系[J]. *水电能源科学*,2018,36(2):15-19.
- [6] 吕继强,莫淑红,沈冰,等. 新疆和田降雨小波分析和非趋势波动分析[J]. *水电能源科学*,2008,26(5):7-9.
- [7] 张磊磊,康颖,张建云,等. 近 50 年来黄河源区极端气候事件趋势分析[J]. *水电能源科学*,2015,33(2):6-9,36.
- [8] 韩贵锋,徐建华. 长江三角洲地区城市化与植被活动之间的时空相关性[J]. *生态科学*,2008,27(1):1-5.

Study on Spatio-temporal Evolution and Response Relationship of Extreme Climate Events and Vegetation in Huaihe River Basin

CHANG Jun-chao, CUI Ya-jun

(Hydrology and Water Resources Bureau of Henan Province, Zhengzhou 450003, China)

Abstract: Vegetation is an important part of terrestrial ecosystem and is vulnerable to extreme climate events. It is of great significance to explore the spatio-temporal evolution and dynamic response relationship between extreme climate events and vegetation for scientific response to climate anomalies and prevention of natural disasters. Therefore, the RCLimDex, trend analysis and detrended fluctuation analysis were used to analyze the spatio-temporal evolution of extreme climate and NDVI in the Huaihe River Basin from 1998 to 2019, and discuss their causes and future variation tendency as well as clarify the response of NDVI to extreme climate. The results demonstrate that the NDVI shows an increasing tendency with an increase of $0.0025 a^{-1}$ from 1998 to 2019. Among the extreme climate indices, warm temperature indices showed an increasing tendency, while the cold temperature indices and precipitation indices (except RX1day) showed a decreasing tendency. The distribution of NDVI in the Huaihe River Basin was closely related to the distribution of urbanization in the region. The NDVI has a lag response of about one month to extreme climate and will continue to rise. The annual variation of the NDVI is closely related to natural and human factors, and the intra-annual variation of the NDVI is mainly affected by the growth rhythm of crops in the cultivated land.

Key words: Huaihe River Basin; extreme climate; normalized difference vegetation index; spatio-temporal evolution; detrended fluctuation analysis

(上接第 53 页)

A Reservoir Scheduling Benefit-risk Equilibrium Optimization Model Considering Runoff Uncertainty and Its Application

PENG Jing-ping¹, ZHANG Chao¹, TAO Yi-tao^{2a,2b,2c}, HE Xing-yao¹,
YANG Xu^{1,3}, XU Xiao-tian¹, MO Li^{2a,2b,2c}

- (1. China Yangtze Power Co., Ltd., Yichang 443002, China; 2a. School of Hydropower and Information Engineering; 2b. Hubei Key Laboratory of Digital River Basin Science and Technology; 2c. Institute of Water Resources and Hydropower, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China; 3. Hubei Key Laboratory of Intelligent Yangtze River and Hydropower Science, Yichang 443002, China)

Abstract: Due to the uncertainty of runoff, there are certain risks when formulating hydropower station power generation plans. In this paper, the concept of spectral risk measurement in economics was introduced in reservoir dispatch to quantify risk, and a benefit-risk equilibrium optimization model was established, which can reflect the attitude of decision makers to risk through different risk aversion coefficients and confidence values according to the actual situation of the power station. Taking the Three Gorges Power Station as an example, the results show that compared with the traditional model of maximum power generation benefit, the proposed benefit-risk equilibrium optimization model can effectively reduce the risk caused by the uncertainty of inflow in hydropower stations under the condition that the loss of power generation income is extremely small.

Key words: reservoir operation; spectral risk measure; risk quantification; lightning search algorithm