

DOI: 10. 20040/j. cnki. 1000-7709. 2023. 20220960

# 水电站径流和关联源荷的年时序场景概率预测

陈 强<sup>1</sup>, 章 可<sup>2,3</sup>, 舒西刚<sup>4</sup>, 朱 颖<sup>4</sup>, 雷 佳<sup>5</sup>, 李 丹<sup>2</sup>

(1. 中国大唐集团有限公司重庆分公司集控中心, 重庆 400020; 2. 三峡大学电气与新能源学院, 湖北 宜昌 443002; 3. 新能源微电网湖北省协同创新中心, 湖北 宜昌 443002; 4. 重庆大唐国际彭水水电开发有限公司, 重庆 409600; 5. 重庆大唐国际武隆水电开发有限公司, 重庆 408500; )

**摘要:** 为在水电消纳优化调度中充分考虑径流和关联源荷功率的时序波动性和随机性的影响, 减少弃水事件发生, 提出一种水电站径流与关联源荷年时序场景概率预测方法, 模拟生成日均径流量和关联源荷功率的年时序典型场景及其发生概率。通过自组织映射神经网络聚类历史旬场景生成旬典型场景, 反映丰枯不同水文条件下径流和关联源荷旬内变化的差异性和典型性; 基于马尔可夫转移概率、多场景条件概率和历史年“近大远小”相似性原则, 构建旬场景随机生成模型, 使模拟场景既能准确拟合实际径流和源荷功率年内时序变化的随机性、季节性和条件相关性等统计特征, 又能体现年间趋势性变化规律; 结合旬间波动量校验对年时序场景蒙特卡罗模拟, 并通过 k-means 场景缩减获得径流和关联源荷的年时序典型场景及其发生概率。实际水电站算例结果表明, 该方法具有精度高、适应性强、预测信息全面等优点。

**关键词:** 径流预测; 功率预测; 随机模拟; 自组织映射神经网络; 条件概率; 马尔可夫链

**中图分类号:** TM731 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-7709(2023)03-0070-05

## 1 引言

随着国内水电装机容量的增加, 水电站调峰弃水问题日益突出, 准确的径流预测对合理安排水电运行方式、提高水电发电效益至关重要。径流预测方法可分为成因分析方法<sup>[1]</sup>和统计学方法<sup>[2]</sup>。由于径流过程是长期变化的复杂过程, 成因分析法无法全面掌握其客观规律, 因此统计学方法成为主流。其中, 场景分析法因可全面客观地反映径流场景的不确定性、实现概率预测而获得广泛应用<sup>[3]</sup>。场景分析法又分为场景生成和场景缩减, 尽管已有研究<sup>[4,5]</sup>对径流预测发挥了关键作用, 但当前基于场景生成法的径流场景概率预测仅考虑径流本身, 忽略了其与外部源荷之间的关联, 可能导致水电调度时仅采用历史多年平均入库流量和典型调峰曲线分析, 致使大规模集中来水期间电网水火协调难度大, 弃水限电风险增加。此外, 传统径流时序预测方法仅考虑典型径流场景状态之间的时序转移概率<sup>[4]</sup>, 难以真实反映实际场景波动性和年间变化趋势性。对此,

本文提出一种水电站径流与关联源荷功率相联合的年时序场景概率预测方法, 以准确反映径流量和关联源荷功率的随机性、相关性、波动性和季节性规律, 对于优化水电调度方式、减少调峰弃水现象具有重要意义。

## 2 总体框架

总体研究框架见图 1, 分为 3 个阶段: ① 聚类。以旬为单位, 基于历史数据, 通过自组织映射神经网络聚类生成丰枯不同水文期条件下径流和关联源荷功率旬典型场景。② 构建旬场景随机生成模型。基于历史旬典型场景出现时序, 建立径

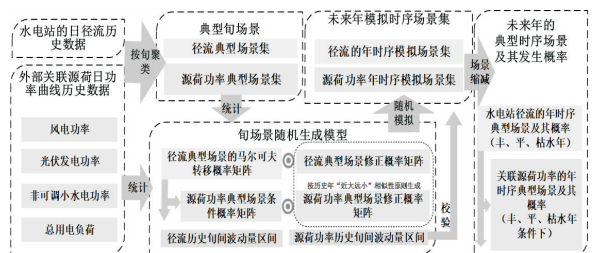


图 1 研究整体框架

Fig. 1 Overall framework of the research

收稿日期: 2022-05-01, 修回日期: 2022-05-27

基金项目: 国家自然科学基金青年基金项目(51807109)

作者简介: 陈强(1991-), 男, 硕士、工程师, 研究方向为水库调度管理和水电站经济运行, E-mail:ericvschen@126.com

通讯作者: 李丹(1980-), 女, 博士、副教授/工程师、硕导, 研究方向为电力负荷与新能源预测和电力系统概率分析,

E-mail:lucy2140@163.com

流句典型场景的马尔可夫转移概率矩阵;以径流句典型场景为条件,建立关联源荷的多场景条件概率矩阵;以历史年同期句出现过的典型场景为依据,按照“近大远小”相似性原则进行权重修正。

③随机模拟与场景缩减。以句场景随机生成模型为基础,兼顾句间波动性和随机性要求,采用蒙特卡罗方法先后模拟水电站径流和关联源荷的未来年时序场景;然后采用 k-means 方法缩减为水电站枯、平和丰水年径流年典型场景及其关联源荷年典型场景,并预测各典型场景发生概率。

### 3 研究方法

#### 3.1 基于自组织映射神经网络的场景聚类

自组织映射网络(SOM)通过学习输入样本的规律性和相互关系自适应调整网络,实现输入样本的准确聚类<sup>[5]</sup>。SOM由输入和输出层构成,其神经元个数分别为输入样本个数  $n$  和聚类数  $k$ 。

设水电站历史日均径流句时序场景样本集合为  $\{\mathbf{A}_i^{[Q]}\}$ ,上标  $Q \in \{1, 2, 3\}$  分别标识非汛期、一般汛期和主汛期,  $\mathbf{A}_i^{[Q]} = [a_1, a_2, \dots, a_{10}]_i^{[Q]}$  表示属于  $Q$  期中第  $i$  句日均径流量  $a$  所形成的时序场景。关联源荷功率的句场景集合为  $\{\mathbf{E}_i\}$ ,  $\mathbf{E}_i = [e_1, e_2, \dots, e_{960}]_i$  表示第  $i$  句每 15 min 源荷功率值  $e$  形成的时序场景。

利用 SOM 网络对  $\{\mathbf{A}_i^{[Q]}\} (i=1, 2, \dots, N^{[Q]})$  和  $\{\mathbf{E}_i\} (i=1, 2, \dots, M)$  聚类。设待聚类的样本集合为  $\{\mathbf{x}_i\} (i=1, 2, \dots, n)$ , 样本向量  $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}^r$ ,  $r$  为特征维数,步骤如下。

**步骤 1** 令  $t=1$ , 随机赋予输出节点权重  $\mathbf{W}_j \in \mathbf{R}^r (j=1, 2, \dots, k)$  小的初值, 并初始化学率  $\alpha(t)$ 。

**步骤 2** 随机选取  $\mathbf{x}_i$ , 计算其与所有权重向量间的欧氏距离, 并选择距离最短的获胜神经元  $j^*$ :

$$\|\mathbf{x}_i - \mathbf{W}_{j^*}\| = \min_{j \in \{1, 2, \dots, k\}} \|\mathbf{x}_i - \mathbf{W}_j\| \quad (1)$$

**步骤 3** 调整  $j^*$  邻域内的神经元与输入神经元之间的连接权重:

$$\mathbf{W}_{ij}(t+1) = \mathbf{W}_{ij}(t) + \alpha(t, D) [\mathbf{x}_i(t) - \mathbf{W}_{ij}(t)] \quad (2)$$

$$i=1, 2, \dots, n; j \in N_j^*(t)$$

式中,  $\mathbf{W}_{ij}(t)$  为神经元  $i$  到  $j$  的权重向量;  $\alpha(t, D)$  为迭代次数  $t$  和  $i$  与  $j^*$  神经元之间欧氏距离  $D$  的函数,  $\alpha(t, D) = \alpha(t) e^{-D}$ ;  $N_j^*(t)$  为获胜单元的邻域。

**步骤 4** 判断  $t$  是否到最大迭代次数  $T_{\max}$ , 否, 则  $t=t+1$ , 转向步骤 2, 是, 则转下一步。

**步骤 5** 选择距离聚类中心  $\mathbf{W}_j (j=1, 2, \dots, k)$  最近的历史场景作为对应类别的典型场景, 并

按均值由小到大顺序对类别重新编号, 输出  $k$  个类别的典型场景  $\{\mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2, \dots, \mathbf{C}_k\}$ ,  $\mathbf{C}_i \in \mathbf{R}^r$ , 以及全部历史场景所属的类别编号  $\{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ ,  $I \in \{1, 2, \dots, k\}$ 。

通过 SOM 聚类, 分别获得水电站径流和关联源荷的历史句典型场景状态  $I(t)^{[Q(t)]} \in \{1, 2, \dots, k\} (t=1, 2, \dots, N)$ ,  $J(t) \in \{1, 2, \dots, m\}$ , 典型场景集  $\{\mathbf{C}_1, \mathbf{C}_2, \dots, \mathbf{C}_k\}^{[Q]}$ ,  $\{\mathbf{D}_1, \mathbf{D}_2, \dots, \mathbf{D}_m\}$ 。

#### 3.2 句场景随机生成模型

##### 3.2.1 水电站径流句典型场景的马尔可夫时序转移概率矩阵

因 1 旬长达 10 d, 可近似认为当前旬的径流场景状态  $I(t)^{[Q(t)]}$  只与前旬状态  $I(t-1)^{[Q(t-1)]}$  有关, 利用“无后效性”的一阶马尔可夫链<sup>[6]</sup>计算径流场景的旬间状态转移概率。

令  $P'_{ij}^{(1)}$  为径流句典型场景从当前旬状态  $i$  转移到下一旬状态  $j$  的概率。记  $\mathbf{P}'_1 = [P'_{ij}^{(1)}]$  为场景状态的单步转移概率矩阵。假设聚类后历史旬中典型场景  $i$  到  $j$  的转移次数为  $N_{ij}$ , 典型场景  $i$  出现次数为  $N_i$ , 则径流句典型场景状态的转移概率矩阵  $\mathbf{P}'_1$  为:

$$\mathbf{P}'_1 = \begin{bmatrix} P'_{11}^{(1)} & P'_{12}^{(1)} & P'_{13}^{(1)} & \cdots & P'_{1k}^{(1)} \\ P'_{21}^{(1)} & P'_{22}^{(1)} & P'_{23}^{(1)} & \cdots & P'_{2k}^{(1)} \\ P'_{31}^{(1)} & P'_{32}^{(1)} & P'_{33}^{(1)} & \cdots & P'_{3k}^{(1)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P'_{k1}^{(1)} & P'_{k2}^{(1)} & P'_{k3}^{(1)} & \cdots & P'_{kk}^{(1)} \end{bmatrix}$$

$$P'_{ij}^{(1)} = \frac{N_{ij}}{N_i}; 1 \geq P'_{ij}^{(1)} \geq 0; \sum_{j=1}^k P'_{ij}^{(1)} = 1 \quad (3)$$

##### 3.2.2 关联源荷功率句典型场景的条件概率矩阵

在水电站径流典型场景  $i$  已发生的条件下, 定义关联源荷典型场景  $j$  发生的条件概率为  $P'_{ij}^{(2)}$ 。设  $M_i$  为径流场景  $i$  在全部历史旬中出现的次数,  $M_{ij}$  为径流场景为  $i$  时源荷场景类别为  $j$  的次数, 定义关联源荷典型场景状态的条件概率矩阵  $\mathbf{P}'_2$ <sup>[7]</sup> 为:

$$\mathbf{P}'_2 = \begin{bmatrix} P'_{11}^{(2)}, \dots, P'_{1j}^{(2)}, \dots, P'_{1m}^{(2)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & P'_{ij}^{(2)} & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P'_{k1}^{(2)}, \dots, P'_{kj}^{(2)}, \dots, P'_{km}^{(2)} \end{bmatrix}$$

$$P'_{ij}^{(2)} = \frac{M_{ij}}{M_i}; 1 \geq P'_{ij}^{(2)} \geq 0; \sum_{i=1}^k P'_{ij}^{(2)} = 1; \sum_{j=1}^m P'_{ij}^{(2)} = 1 \quad (4)$$

##### 3.2.3 句典型场景概率矩阵修正

由于水电站径流和源荷功率年内变化呈显著季节性, 而年间变化具有趋势性, 结合历史年同期旬曾出现的典型场景, 按照间隔时间“近大远小”

的相似性原则,对概率矩阵  $\mathbf{P}'_1$ 、 $\mathbf{P}'_2$  乘上相应的权重予以修正:

$$\mathbf{P}_1 = \mathbf{P}'_1 \odot \begin{bmatrix} W_1^{(1)}, \dots, W_j^{(1)}, \dots, W_k^{(1)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & & W_j^{(1)} & \vdots \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_1^{(1)}, \dots, W_j^{(1)}, \dots, W_k^{(1)} \end{bmatrix}_{k \times k} = [\mathbf{P}_{ij}^{(1)}]_{k \times k}$$

$$W_j^{(1)} = \sum_{h \in \Omega_j^{(1)}} W_h; \sum_{h=1}^H W_h = 1; 1 \geq W_j^{(1)} \geq 0; \sum_{j=1}^k W_j^{(1)} = 1 \quad (5)$$

其中  $W_h = \exp[-\Delta h^2 / (2\sigma^2)]$

$$\mathbf{P}_2 = \mathbf{P}'_2 \odot \begin{bmatrix} W_1^{(2)}, \dots, W_j^{(2)}, \dots, W_m^{(2)} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \vdots & & W_j^{(2)} & \vdots \\ \vdots & & \vdots & \ddots & \vdots \\ W_1^{(2)}, \dots, W_j^{(2)}, \dots, W_m^{(2)} \end{bmatrix}_{k \times m} = [\mathbf{P}_{ij}^{(2)}]_{k \times m}$$

$$W_j^{(2)} = \sum_{h \in \Omega_j^{(2)}} W_h; \sum_{h=1}^H W_h = 1; 1 \geq W_j^{(2)} \geq 0; \sum_{j=1}^m W_j^{(2)} = 1 \quad (6)$$

式中,  $\odot$  为 Hadamard 乘积;  $\Omega_j$  为对应句典型场景为  $j$  的历史年编号集合;  $W_h$  为第  $h$  历史年的影响权重,按照间隔时间  $\Delta h$ “近大远小”原则设置,窗宽参数  $\sigma$  按历史年权重和为 1 的原则确定;  $H$  为历史年总数。

### 3.3 年时序场景的随机模拟与缩减

基于水电站径流典型场景集  $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}^{[Q]}$ 、关联源荷典型场景集  $\{D_1, D_2, \dots, D_m\}$  和概率矩阵  $\mathbf{P}_1 = [\mathbf{P}_{ij}^{(1)}]$ 、 $\mathbf{P}_2 = [\mathbf{P}_{ij}^{(2)}]$ ,采用蒙特卡罗方法<sup>[8]</sup>随机生成未来年的时序模拟场景集,并缩减为指定数量的典型场景。为兼顾旬间波动性和随机性要求,在随机模拟过程中,加入对旬波动量的校验环节,步骤如下。

**步骤 1** 令模拟次数  $n = 1$ 。

**步骤 2** 以上年末旬的水电站径流典型场景状态  $i$  为初始点,  $t = 0$ ,旬场景编号为  $I(0) = i$ 。

**步骤 3** 令  $t = t + 1$ ,从  $\mathbf{P}_1$  中状态  $I(t-1) = i$  所在行查找转移到第  $t$  旬的状态概率  $[P_{i1}^{(1)}, P_{i2}^{(1)}, \dots, P_{ik}^{(1)}]$ ,并依次计算累积概率,然后抽取均匀分布  $U \sim [0, 1]$  中随机数  $\alpha$ ,若  $\sum_{j=1}^{l-1} P_{ij}^{(1)} \leq \alpha \leq \sum_{j=1}^l P_{ij}^{(1)}$ ,则本旬所对应的径流场景状态为  $J$ ,令  $I(t) = J$ 。

**步骤 4** 找出状态  $J$  对应的径流历史旬场景集  $\{A_i^{[Q(i)]}\} (i \in \{i | I(i)^{[Q(i)]} = J, Q(i) = Q(t)\})$ ,从中筛选出该旬首日与上旬末日径流量之间的波动量介于历史波动上下限之间的旬场景

$\{A_i^{[Q(i)]}\} (i \in \{i | I(i)^{[Q(i)]} = J, Q(i) = Q(t)\})$ ,  $\Delta a_i \in [\Delta a_{\min}, \Delta a_{\max}]$ ,并从中随机抽样得到本旬的径流模拟场景  $\tilde{C}_{I(t)}^{[Q(i)]}$ 。

**步骤 5** 若  $t < T (T=36)$ ,转步骤 3,否则,结束当前样本年的模拟,输出  $\{I(t), t=1, 2, \dots, T\}$  对应的水电站径流年模拟场景  $\tilde{C}_{F_n} = \{\tilde{C}_{I(t)}^{[Q(i)]}, t=1, 2, \dots, T\}$ 。

**步骤 6** 对外部关联源荷,按照步骤 3、4 类似的方法基于径流状态  $\{I(t), t=1, 2, \dots, T\}$  和修正条件概率矩阵  $\mathbf{P}_2$ ,从满足旬间功率波动量要求的历史场景集中随机抽样,得到本旬源荷模拟场景  $\tilde{D}_{g(t)}$ ,遍历全年所有旬,生成当前径流年场景条件下的源荷年时序场景  $\tilde{D}_{F_n} = \{\tilde{D}_{g(t)}, t=1, 2, \dots, T\}$ 。

**步骤 7** 若  $n < N (N$  为总随机模拟年场景数),则  $n = n + 1$ ,转步骤 2,否则结束模拟,输出年时序模拟场景集  $\{[\tilde{C}_{F_n}, \tilde{D}_{F_n}], n=1, 2, \dots, N\}$ 。

**步骤 8** 采用 k-means 算法先后将径流年模拟场景和属于同一径流年场景类别的关联源荷模拟年场景分别聚类为  $K_1$ 、 $K_2$  类,根据占比统计各典型年场景的发生概率,选择距离聚类中心最近的模拟场景作为典型场景,并按均值由小到大顺序重新编号,输出年典型场景和统计概率  $\{[\tilde{C}'_{F_k}, \tilde{D}'_{F_l}, p_k, p_{kl}], k=1, 2, \dots, K_1, l=1, 2, \dots, K_2\}$ 。为符合水电站实际情况,研究设置  $K_1 = 3$ ,将水电站径流年度典型场景集划分为枯、平、丰水年方案。

## 4 算例分析

某水电站的历史数据统计信息和水文期划分见表 1。设 SOM 聚类数  $k = m = 4$ ,聚类最大迭代次数  $T_{\max} = 200$ ,随机模拟总场景数  $N = 1\ 000$ ,场景缩减数  $K_1 = K_2 = 3$ 。

表 1 历史数据统计信息和水文期划分

Tab. 1 Statistical characteristics of historical data and division of hydrological periods

	水电站日均径流量	外部关联源荷功率
统计时间	2013-06-16~2021-03-19	2017-01-01~2020-09-17
总旬数	280	133
时间间隔	1 d	15 min
非汛期	11 月上旬~次年 4 月下旬	
一般汛期	5 月上旬~中旬, 9 月上旬~10 月下旬	
主汛期	5 月下旬~8 月下旬	

### 4.1 年时序预测场景及误差对比

选取前 3 年场景平均作为预测值的经验方法 1、取前 1 年场景作为预测值的经验方法 2、ARMA(1,1)方法、基于马尔可夫-蒙特卡罗随机模拟的传统场景分析法<sup>[4]</sup>与本文方法进行对比,分别预测水电站 2017~2021 年的径流量和

2020~2021 年的关联负荷年时序场景。其中经平滑处理后的 2021 年水电站径流和关联负荷预测曲线见图 2,将 5 种方法预测误差指标对全部测试年取平均值(表 2),其中最小误差加粗标注。

图 2 中,无论径流场景还是负荷功率场景,本文方法预测场景(带圆黑线)都能较好地跟随实际场景(黑实线)的主要变化趋势,尤其在径流出现较大波动的主汛期 6、7 月份,图 2(a)中本文方法预测结果与实际负荷曲线更接近。而表 2 通过对比 5 种方法的日均径流/功率误差可知,本文方法的径流预测误差为 9%,比其他预测方法低 0.4%~4.4%,负荷预测误差为 7.59%,降低了 0.4%~49%。而由于历史年样本数过少,图 2(a)中的 ARMA 预测结果甚至在个别日出现了径流量为负的不合理现象,其误差也是所有方法中最高的。图 2(b)中传统场景分析法预测曲线(灰色点横线)因未计及负荷的季节性变化规律,曲线更加平稳,不能真实反映夏冬季节负荷高、春秋季节负荷低的季节性特点。

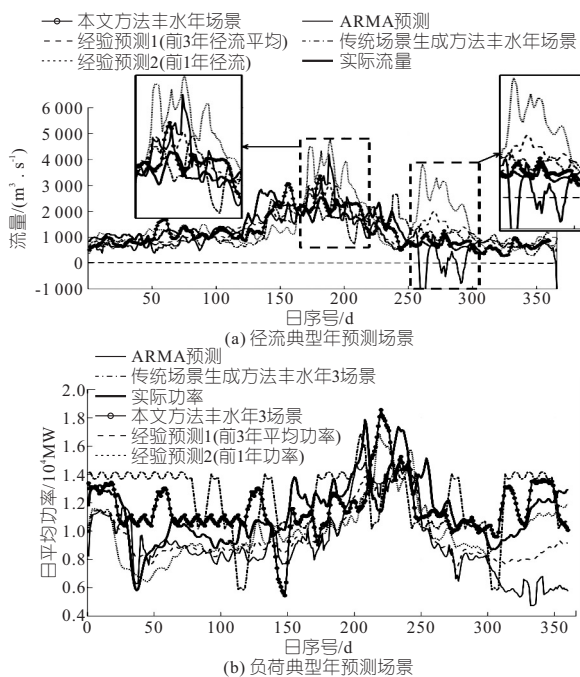


图 2 水电站径流和关联负荷预测场景  
Fig.2 Typical annual forecast scenarios of runoff and load power

表 2 五种方法预测误差对比

Tab.2 Prediction errors comparison of the five methods

指标	方法	径流 (5年)	关联源荷功率(2年)			
			水电	风电	光伏	负荷
日均流量/ 功率平均	本文方法	<b>9.00</b>	<b>12.37</b>	<b>22.69</b>	<b>23.81</b>	<b>7.60</b>
绝对百分 误差/%	经验 1	9.43	15.60	27.42	32.84	8.75
	经验 2	11.30	15.65	26.19	27.68	10.07
	ARMA	13.39	50.51	31.37	42.93	57.09
	传统场景分析法	10.60	12.54	28.12	33.28	7.96
月均流量/ 电量绝对 误差平 均值/%	本文方法	<b>22.64</b>	<b>8.92</b>	<b>11.38</b>	<b>15.23</b>	<b>8.15</b>
	经验 1	25.74	16.47	43.27	50.87	12.26
	经验 2	25.43	18.15	22.96	29.31	10.88
	ARMA	41.68	20.90	77.21	79.33	16.71
	传统场景分析法	28.53	10.18	33.69	38.20	10.12
月均流量/ 电量绝对 误差最 大值/%	本文方法	<b>50.97</b>	<b>17.62</b>	<b>27.42</b>	<b>35.58</b>	<b>18.14</b>
	经验 1	59.90	36.82	67.21	77.64	26.13
	经验 2	69.53	48.55	44.99	56.52	27.72
	ARMA	113.47	40.59	106.12	117.32	48.89
	传统场景分析法	74.89	22.49	56.08	103.87	26.68
年均流量/ 电量绝对 误差/%	本文方法	<b>10.69</b>	<b>1.16</b>	<b>6.17</b>	<b>2.24</b>	<b>1.15</b>
	经验 1	12.78	11.33	32.89	18.11	12.51
	经验 2	16.15	8.62	12.27	3.60	6.26
	ARMA	13.45	17.74	75.68	75.85	17.78
	传统场景分析法	11.38	5.60	44.42	48.84	2.11

本文方法 2021 年预测场景及概率 丰水年(20%) 丰水年 1(8.87%) 丰水年 2(15.34%) 丰水年 1(13.32%) 丰水年 2(11.02%)

由表 2 还可看出,在径流量和源荷功率误差方面,本文方法相比其他方法降低显著。对水电和负荷功率场景,本文方法和传统场景分析法的日均和年均预测误差低于基于趋势预测的 3 种方法,这表明以时序模拟为基础的场景分析法在整体预测精度上表现更好。但在风电和光伏功率预测中,本文方法和取前 1 年场景作为预测值的经验方法 2 表现更优,这与当地新能源装机容量逐年增加有关,加入“近大远小”影响权重有利于捕捉新能源出力逐年增大的趋势性规律。而在月误差方面,本文方法和基于趋势预测的经验方法表

现相对更优,参考历史年时序变化趋势有助于反映径流量和源荷功率的年内季节性规律。总之,与对比方法相比,本文方法预测结果的整体精度更高,对具有不同特点预测对象的适应性更强。

#### 4.2 年时序场景的随机性和波动性对比

为验证年预测场景的随机性和波动性,图 3 给出了径流量和风电预测结果在 2021 年日均值/日间波动量随机分布小提琴图。小提琴状区域为核密度估计概率分布,方块为 25%、75%分位数为上下界的 50%置信区间,中间横线为中位数,圆点为离群值点,竖黑线是上下限。

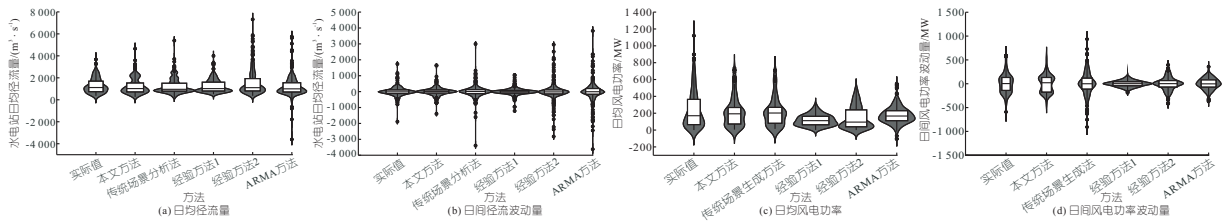


图3 日均径流量/风电功率及日间波动量概率分布的小提琴图

Fig.3 Violin chart of the daily average of runoff/wind power and day-to-day fluctuation

由图3(a)、(b)可看出,径流量无论是日均值,还是日间波动量,本文方法预测结果的概率分布、中位数、25%、75%分位数、上下限等特征值均与实际场景更一致。经验方法1预测结果的概率分布过于集中,而经验方法2过于发散,ARMA和传统场景分析方法甚至出现了预测结果超过实际上下限的不合理情况。虽然本文方法和传统场景分析法均能准确模拟实际数据的随机性(图3(c)),但由于传统场景分析法在随机模拟中未校验波动量的合理性,日间风电波动量出现了超实际波动量边界的异常点(图3(d)),而本文方法预测结果的波动量严格保持在实际波动区间内。

### 5 结论

针对当前径流预测忽略关联源荷时序波动性和随机性影响,难以真实反映预测对象波动性和年间变化趋势性等不足,提出一种水电站径流与关联源荷的年时序场景概率预测方法。实际算例结果表明,其预测场景不仅能较好地保证多个特征与实际场景一致,而且预测精度高于当前常用预测方法,对径流量和具有不同特点的关联源荷类型,有较好的适应性,并可提供更全面的场景概率信息,为水电站中长期优化调度提供更准确和

全面的数据支撑。

### 参考文献:

- [1] 国俊宝,余钟波,杨传国,等. 基于物理成因的中长期径流预测模型研究[J]. 水电能源科学, 2020, 38(5):35-37,34.
- [2] PHAN T, HOAI N X. Combining statistical machine learning models with arima for water level forecasting: the case of the red river[J]. Advances in water resources, 2020, 142(8): 1036561-10365615.
- [3] 谢平,霍竞群,桑燕芳,等. 基于ARMA模型的水文序列相依变异分级方法及验证[J]. 水利学报, 2021,52(7):793-806.
- [4] 吴慧军,程春田,武新宇,等. 考虑小水电出力不确定性的小水电与大中型水电站群短期联合调度方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(21): 5879-5889,6032.
- [5] 张金萍,许敏,张鑫,等. 基于CEEMDAN-ARMA模型的年径流量预测研究[J]. 人民黄河,2021,43(1):35-39.
- [6] 王溯权,王丽萍,李传刚,等. 基于自组织映射遗传算法的水库多目标优化调度研究[J]. 水电能源科学, 2015, 33(12):59-62.
- [7] 邱莉婷,沈振中,聂柏松. 基于逐步回归分析—马尔可夫链模型的大坝变形预测[J]. 水电能源科学, 2014, 32(5):51-55.
- [8] 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区径流预测[J]. 水电能源科学, 2021, 39(11):40-43.

## Annual Temporal Scenario Probabilistic Prediction of Runoff and Associated Source & Load of Hydropower Station

CHEN Qiang<sup>1</sup>,ZHANG Ke<sup>2,3</sup>,SHU Xi-gang<sup>4</sup>,ZHU Ying<sup>4</sup>,LEI Jia<sup>5</sup>,LI Dan<sup>2</sup>

(1. Centralized Control Center of Chongqing Branch, China Datang Group Co., Ltd.,Chongqing 400020, China;

2. College of Electrical and New Energy,China Three Gorges University,Yichang 443002,China;

3. Hubei Provincial Collaborative Innovation Center for New Energy Microgrid, China Three Gorges University,Yichang 443002,China;

4. Chongqing Datang International Pengshui Hydropower Development Co.,Ltd.,Chongqing 409600,China;

5. Chongqing Datang International Wulong Hydropower Development Co.,Ltd.,Chongqing 408500,China)

**Abstract:** To fully consider the temporal volatility and randomness of runoff and associated source & load in the optimal dispatch of hydropower and reduce spillage water, a probabilistic prediction method of annual scenarios for hydropower runoff and associated source & load was proposed to simulate the typical annual temporal scenarios of average daily runoff and associated source & load and their probability of occurrence. Several typical ten-day scenarios were generated by clustering with a self-organization mapping net (SOM). Then a ten-day scenario simulation model was built based on a Markov-chain probability matrix, a multi-scenario conditional probability matrix, and the similarity principle—"the closer historical year, the larger weight." It ensures that the simulated scenarios accurately fit the statistical characteristics of actual data (randomness, seasonality, and conditional correlation) for intra-year and reflect the trend evolution year-to-year. Combined with the fluctuation checks, annual temporal scenarios were simulated by the Monte Carlo method. Finally, the k-means scenario reduction was used to obtain typical annual temporal scenarios and their probability of occurrence. The results of an actual hydropower example show that the proposed method has the advantages of high accuracy, strong adaptability, and comprehensive prediction information.

**Key words:** runoff prediction; power prediction; stochastic simulation; self-organization mapping network; conditional probability; Markov chain