结合加权马尔可夫链与 GM(1,1)模型的两阶段小水电群发电能力预测方法

孙永军^①, 李刚^{①*}, 程春田^①, 蔡华祥^②, 涂启玉^②

① 大连理工大学水电与水信息研究所, 大连 116024;

② 云南电力调度控制中心, 昆明 650011

* E-mail: glee@dlut.edu.cn

收稿日期: 2015-03-23; 接受日期: 2015-09-15; 网络出版日期: 2015-11-24

国家高技术研究发展计划(“863”计划)(批准号: 2012AA050205)和中央高校基本科研业务费专项(编号: DUT13JN05)资助项目

摘要 小水电富集地区在汛期或集中来水情况下普遍存在外送电量受阻问题, 小水电发电能力预测的不准确性, 进一步加大了与其他外送电源的协调难度. 为此, 本文提出结合加权马尔可夫链与 GM(1,1)模型的两阶段预报方法, 以提高小水电发电能力预测水平. 该方法依据小水电特点与预测难点, 以地区小水电群为研究对象, 通过大小水电相关性分析, 选择具有参考性的大水电站; 以大小水电区间流量为数据, 结合加权马尔可夫链动态生成小水电群运行数据的季节指数; 在此基础上, 采用季节指数改进的 GM(1,1)模型进行小水电群发电能力预测. 云南大理漾濞县小水电群实例表明该方法预测精度能满足实际工程需求, 是一种可行的小水电发电能力预测方法.

关键词

小水电
季节指数
马尔可夫链
GM(1,1)模型
发电能力预测

1 引言

小水电是我国仅次于火电、大中型水电、风电的第四大主力电源, 在我国电力工业中占据非常重要的地位^[1]. 然而, 小水电群大多地处电网末端, 远离负荷中心, 且与大中型水电、风电、光伏电交织在一起, 汛期或集中来水期, 小水电和大中型水电的发电能力远超本地用电负荷需求, 即使其他电源全部停机让电, 仍有大部分盈余电量需外送进行消纳^[2]. 但受电网输电断面约束限制和大小水电来水同步性影响, 易造成大、小水电相互挤占输电通道, 且由于缺乏可靠的小水电发电能力预测, 进一步加剧了大小水电有效协调调度的难度, 造成部分受阻地区窝电

现象严重, 导致汛期经常压极限运行, 使得小干扰稳定问题突出, 不仅影响其自身的送出, 还成为制约地区电网或省级主网送电能力的主要因素之一, 不但造成资源和投资的浪费, 而且带来一系列社会经济问题^[3~5]. 因此, 开展小水电发电能力预测的相关问题研究和技术开发, 合理制定发电计划, 成为解决上述问题的重要措施之一.

小水电发电能力预测不同于大中型水电站, 具备独有的特征与难点: (1) 小水电点多面广, 单站装机容量小^[6], 且多为径流式电站, 故单站发电能力规律性普遍较差, 预报准确率低; (2) 由于长期粗放式管理等原因, 缺乏历史运行及气象数据资料^[7,8], 难以开展有效预报; (3) 小水电发电能力主要取决于来

引用格式: 孙永军, 李刚, 程春田, 等. 结合加权马尔可夫链与 GM(1,1)模型的两阶段小水电群发电能力预测方法. 中国科学: 技术科学, 2015, 45: 1279–1288
Sun Y J, Li G, Cheng C T, et al. Combined with a two-stage Markov chain with weight and Grey forecasting model of small hydropower generation capacity forecasting methods (in Chinese). Sci Sin Tech, 2015, 45: 1278–1288, doi: 10.1360/N092015-00090

水,所以影响发电量的因子与径流的影响因子相同,包括气象环境、地理条件、植被覆盖等,但各因子难以量化或实测得到^[9,10],所以小水电发电能力预测可归为灰色系统范畴。

本文根据小水电发电能力预测的特征与难点,选择地区小水电群作为研究对象,提出一种结合加权马尔可夫链与 GM(1,1)模型的两阶段预报方法。第一阶段,开展大小水电相关性分析,以相关系数为指标,选择相关性好的大水电作参考,将大水电区间流量序列划分丰枯状态,在此基础上,利用加权马尔可夫链预测大水电区间流量未来的丰枯状态;第二阶段,根据相关性大水电区间流量序列的丰枯状态(包括历史实际状态与未来预测状态)与历史流量值,依照按季平均法动态计算季节指数,利用季节指数预处理小水电群月装机利用小时数序列,以预处理后数据为输入构建 GM(1,1)模型得到小水电预测值。对大理漾濞县小水电群的应用表明,本方法预测精度较高,满足实际工程需要,为少数数据小水电群发电能力预测提供了一种有效方法。

2 马尔可夫链预测丰枯状态(第一阶段)

同地区小水电一般具有相同的气候地理条件,呈现发电规律的一致性。因此,本文以地区小水电群发电能力作为预测对象,弱化单站随机性,突出整体规律性。小水电群发电量序列具有明显的年际周期波动,GM(1,1)模型应用于此类序列存在局限性,可利用季节指数预处理输入数据^[11],以达到提高预测精度的目的。季节指数为统计性方法,需长时间历史数据,针对小水电群资料缺乏的现状,本文引入大小水电相关性分析策略,利用大水电的长序列资料计算小水电群季节指数。为实现第二阶段中季节指数的动态构造,第一阶段对大水电区间流量的丰枯状态进行划分,并利用加权马尔可夫链预测大水电区间流量未来的丰枯状态。

2.1 大小水电相关性分析

相对于小水电资料的缺乏,大中型电站多具有序列长、质量优的历史资料。若大、小水电具有良好的相关性,可利用大水电的长序列资料克服小水电少资料的难点。邻近的大中型水电站与小水电群普遍分布在同一流域的干流和二、三级支流上,并具有

相同或相似的气象条件、自然地理、植被覆盖和人类活动情况^[12~14]。因此,满足上述条件的邻近大水电与小水电群可视为两个具有相同影响因子的复杂系统,并可表现出相关性好的系统输出。其中小水电群系统的输出为月装机利用小时数序列 $h=\{h_l | l=1,2,\dots,L\}$ (考虑机组动态投产),大水电系统的输出为区间流量序列 $Q=\{Q_t | t=1,2,\dots,T\}$ 。在小水电资料缺乏的情况下,各种影响因子难以量化分析,因此以上述两个系统输出序列的相关系数为指标,检验衡量两系统是否具有较好相关性,相关系数的计算式如下:

$$R = \frac{\sum_{l=1}^L (h_l - \bar{h})(Q_{T-L+l} - \bar{Q}_{T-L})}{\sqrt{\sum_{l=1}^L (h_l - \bar{h})^2 \cdot \sum_{l=1}^L (Q_{T-L+l} - \bar{Q}_{T-L})^2}}, \quad (1)$$

式中, R 为相关系数; h_l 为序列 h 的第 l 个值; $\bar{h}$ 为序列 h 的平均值; Q_{T-L+l} 为序列 Q 的第 $T-L+l$ 个值; $\bar{Q}_{T-L}$ 为序列 Q 中 $t=T-L+1, T-L+2, \dots, T$ 的平均值。

R 的值越大,代表相关性越高。本文中,取相关系数 $R \geq 0.8$ 作为相关性满足要求的标准,若符合标准,则可利用序列 Q 计算序列 h 的季节指数。

2.2 加权马尔可夫链预测

由大水电区间流量物理成因的定性分析和历史序列的统计分析可知,区间流量为一相依随机变量,可利用加权马尔可夫链预测其未来的丰枯情况。马尔可夫过程是随机过程的一个分支,它的最基本特征是“无后效性”,即在已知某一随机过程“现在”的条件下,其“将来”与“过去”是独立的,它是一个时间离散、状态离散的时间序列^[15,16],相关计算过程见文献[17]。

以相关性大水电区间流量序列 Q 作为输入,利用加权马尔可夫链预测未来月份大水电区间流量的丰枯状态 $\lambda_{\text{预测}}$ 。针对序列 Q 的特点,本文对加权马尔可夫链的预测过程做出以下两方面的调整:

(1) 合理划分大水电区间流量丰枯状态。大水电区间流量的丰枯状态用于小水电群季节指数的动态生成,若丰枯级别划分过多,难以保证第一阶段状态预测的合格率,并且会加剧第一阶段预测结果偏差对第二阶段预测精度的影响。因此,级别划分不宜过细,取3级较为合适。根据《水文情报预报规范》,丰枯指标的确定采用计算简便的距平百分比法,其计

算公式为

$$\eta_{DP} = (q_{mj} - \bar{q}_m) / \bar{q}_m \times 100\% (m = 1, 2, \dots, 12), \quad (2)$$

式中, η_{DP} 为距平百分比; q_{mj} 为第 j 年 m 月份的区间流量; $\bar{q}_m$ 为 m 月份的历年区间流量平均值.

具体的丰枯状态划分标准如表 1 所示.

按上述指标, 得到与区间流量序列 Q 相对应的大水电区间流量丰枯状态序列 $\lambda^0 = \{\lambda_t^0\}$.

(2) 归一化区间流量序列 Q . 为消除年内各月区间流量的波动性, 准确刻画各种滞时的区间流量之间的相关关系, 将序列 Q 归一化至 $[0.1, 0.9]$ 范围, 得到新序列, 以归一化后的新序列计算各阶自相关系数, 归一化计算式为

$$\hat{q}_{mj} = \frac{(q_{mj} - q_m^{\min})}{(q_m^{\max} - q_m^{\min})} \times 0.8 + 0.1, \quad (3)$$

式中, q_{mj} 为第 j 年 m 月份的区间流量; $q_m^{\max}$, $q_m^{\min}$ 分别为 m 月份区间流量历年最大和最小值; $\hat{q}_{mj}$ 为 q_{mj} 对应的归一化数据.

3 动态季节指数改进的 GM(1,1)模型(第二阶段)

第二阶段, 首先依据第一阶段的结果动态生成

表 1 区间流量分级表

状态	级别	分级标准
1	枯水	$\eta_{DP} < -10\%$
2	平水	$-10\% \leq \eta_{DP} \leq 10\%$
3	丰水	$\eta_{DP} > 10\%$

季节指数, 然后利用动态季节指数预处理小水电群月装机利用小时数序列, 并以预处理后序列为输入构建 GM(1,1)模型预测小水电群发电能力.

3.1 动态生成季节指数

小水电群月装机利用小时数序列具有一定的波动性, 表现出一种非稳定性, 为提高预测精度, 以季节指数进行预处理, 消除数据的波动, 得到相对平稳的数据. 构造季节指数的方法主要有按季平均法^[18]和趋势剔除法^[19], 其中按季平均法计算简便, 计算式为

$$S_m = \frac{\bar{x}_m}{\sum_{m=1}^{12} \bar{x}_m}, \quad (4)$$

式中, S_m 为 m 月份的季节指数; $\bar{x}_m$ 为 m 月份的历年平均值.

本文中以大水电区间流量数据构造小水电群月装机利用小时数的季节指数. 但大水电区间流量的各月历史同期值波动性较大, 在汛期尤为显著. 以小湾电站为例, 由图 1 可知, 区间流量在 6 月份和汛期 8~10 月份波动性最为明显. 以 8 月份为例, 历年最大值、最小值、平均值分别 586, 133 和 314 m³/s, 最大值分别是最小值、平均值的 4.4 倍和 1.9 倍, 并且 8 月份历年区间流量序列的标准差系数达到 0.303. 以上数据均说明, 区间流量历年同期值波动性大, 偏离平均值远. 因此, 区间流量平均值难以作为各月的代表值.

综上所述, 若采用按季平均法生成单一的季节指数, 小水电群发电能力预测中将导致较大误差, 为提高季节指数的代表性, 避免由历史数据波动产生的偏差, 本文在按季平均法的基础上, 提出了依据丰

图 1 小湾电站区间流量各月特征值与标准差系数

枯状态的季节指数动态计算方法, 具体步骤如下:

(1) 针对已划分丰枯状态的大水电区间流量序列 Q , 分别求出 12 个月份代表枯、平、丰的历史平均值, 计算式为

$$\begin{aligned}\bar{q}_{枯,m} &= \frac{1}{n_{枯,m}} \sum_{r=1}^{n_{枯,m}} q_{枯,mr}, \\ \bar{q}_{平,m} &= \frac{1}{n_{平,m}} \sum_{r=1}^{n_{平,m}} q_{平,mr}, \\ \bar{q}_{丰,m} &= \frac{1}{n_{丰,m}} \sum_{r=1}^{n_{丰,m}} q_{丰,mr},\end{aligned}\quad (5)$$

式中, $\bar{q}_{枯,m}$ 为历年 m 月区间流量中被划分为枯状态的数据集合的平均值; $n_{枯,m}$ 为历年 m 月区间流量中被划分为枯状态的个数; $q_{枯,mr}$ 为历年 m 月区间流量中被划分为枯状态的数据集合中第 r 个区间流量值; 平、丰计算式中的含义与枯状态计算式中类同。

将上述计算得到的平均值汇总成平均值结果表, 如表 2 所示。

(2) 构建邻近状态序列 $\lambda_{邻} = \{\lambda_{邻,m}\}$, 代表大水电区间流量各月丰枯状态。 $\lambda_{邻}$ 由第一阶段得到的状态 $\lambda_{预测}$ 和序列 λ^0 中 $t = T - 10, T - 9, \dots, T$ 的状态组成。 根据序列 $\lambda_{邻}$ 在表 2 中查询出对应的 12 个平均值, 组成动态平均值序列 $\bar{x}_{动} = \{\bar{x}_{动,m}\}$ 。

(3) 依据序列 $\bar{x}_{动}$, 按照(6)式计算动态季节指数。

$$S_{动,m} = \frac{\bar{x}_{动,m}}{\sum_{m=1}^{12} \bar{x}_{动,m}}, \quad (6)$$

式中, $S_{动,m}$ 为 m 月份的动态季节指数; $\bar{x}_{动,m}$ 为序列 $\bar{x}_{动}$ 中的第 m 个值。

(4) 将小水电群月装机利用小时数序列分别除以对应的动态季节指数, 得到预处理后序列, 作为 GM(1, 1)模型的输入数据。

表 2 区间流量序列各状态平均值汇总表(m³/s)

丰枯状态	1 月	2 月	3 月	...	12 月
枯	$\bar{q}_{枯,1}$	$\bar{q}_{枯,2}$	$\bar{q}_{枯,3}$		$\bar{q}_{枯,12}$
平	$\bar{q}_{平,1}$	$\bar{q}_{平,2}$	$\bar{q}_{平,3}$	...	$\bar{q}_{平,12}$
丰	$\bar{q}_{丰,1}$	$\bar{q}_{丰,2}$	$\bar{q}_{丰,3}$		$\bar{q}_{丰,12}$

3.2 灰色预测原理

小水电群系统可视作一个包含不确定因素的灰色过程, 具有部分信息已知、部分信息未知的特点^[20,21], 因此可采用灰色系统理论进行研究, 并选择可少数据建模的 GM(1,1)模型^[22]进行预测, 求解过程如下。

设预处理后的小水电群月装机利用小时数序列为 $x^{(0)}(k)(k=1, 2, \dots, n)$, 对序列做一次累加生成 (AGO), 即:

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), \quad (k=1, 2, \dots, n). \quad (7)$$

得生成数列:

$$x^{(1)} = (x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)). \quad (8)$$

对生成的数列(8)建立如下结构形式 GM(1,1)微分模型:

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = u, \quad (9)$$

式中, a, u 均为内生变量, 是待识别参数, 设 $\hat{a} = [a, u]^T$ 为待辨识参数列, 则由最小二乘法得:

$$\hat{a} = (B^T B)^{-1} B^T y_N, \quad (10)$$

式中,

$$B = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)] & 1 \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)] & 1 \\ \dots & \dots \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)] & 1 \end{bmatrix}, \quad (11)$$

$$y_N = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T, \quad (12)$$

由此得 GM(1,1)微分模型的解, 即生成数列的预测模型为

$$\hat{x}^{(1)}(k+1) = \left[x^{(0)}(1) - \frac{u}{a} \right] e^{-ak} + \frac{u}{a}. \quad (13)$$

由(13)式即可得到生成数列的预测值 $\hat{x}^{(1)}(k)$, $\hat{x}^{(1)}(k+1), \dots$, 而原始序列预测值则可由生成数列预测值经反向累加得到, 即:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k). \quad (14)$$

3.3 总体模型求解步骤

本文所提出的预测方法，具体求解步骤如下：

- (1) 针对所预测地区小水电群，选取邻近大水电进行相关性分析，以小水电群月装机利用小时数序列和大水电区间流量序列为数据，按(1)式计算相关性系数 R ，若 $R>0.8$ ，则认为相关性符合要求；
- (2) 按(2)式与表 1 划分相关性大水电区间流量序列 Q 的丰枯状态，得到状态序列 λ^0 ；
- (3) 以步骤(2)的状态划分结果 λ^0 为输入，利用加权马尔可夫链预测大水电区间流量的丰枯情况，得到 $\lambda_{预测}$ ；
- (4) 利用序列 Q 与序列 λ^0 按式(5)求各状态历史平均值，得平均值结果汇总表 2；
- (5) 利用步骤(3)中得到的 $\lambda_{预测}$ 和大水电区间流量丰枯状态序列 λ^0 中 $t=T-10, T-9, \dots, T$ 的状态组成邻近状态序列 $\lambda_{邻}$ ，按 $\lambda_{邻}$ 在表 2 中查询得到序列 $\bar{x}_{动}$ ，并按(6)式计算动态季节指数；
- (6) 利用动态季节指数预处理小水电群月装机

利用小时数序列，以预处理后序列为输入，构建 GM(1,1)模型进行预测，得到小水电预测值。
方法整体求解流程图如图 2 所示。

4 实例分析

4.1 工程背景

云南省小水电资源丰富，小水电技术可开发量处于我国第二位，已开发小水电的装机占全省水电装机和全网装机的比例分别达到 18.0%和 13.5%。大理地处云南省中西部，是全省小水电资源丰富的地区。截止 2014 年底，大理地区小水电共计 174 座，装机容量为 392.6 MW，占全省小水电装机的比重为 4.54%。大理地区的小水电资源多分布在南部县区，其中漾濞县最为富集，已建小水电 27 座，装机容量为 82.8 MW，占整个大理地区小水电装机的 21%。本文将以漾濞县小水电群为工程背景进行建模计算。
漾濞县位于澜沧江左岸，邻近澜沧江的小湾水

图 2 方法求解流程图

电站,与小湾电站控制流域具有相似的气象、地理特征.漾濞县境内大小溪流 117 条,均属于澜沧江水系,其中的漾濞江是澜沧江第二大支流,也是澜沧江在云南境内的第一大支流,于小湾电站上游汇入澜沧江.综上所述,漾濞县小水电群与小湾电站应具有良好的相关性.表 3 为小湾电站区间流量与漾濞县小水电群运行数据的历史资料情况.由表可知,小湾区间流量存在长达 60 年的历史数据,可以弥补小水电群资料贫乏的现状.

漾濞县小水电群月装机利用小时数序列与小湾区间流量序列的资料重合时间为 2012 年 1 月~2014 年 12 月,其具体数据见表 4.

4.2 仿真计算

本次研究将以 1953 年 1 月~2013 年 7 月的小湾区间流量和 2012 年 1 月~2013 年 7 月的漾濞县小水电群月装机利用小时数作为输入数据,预测处于汛期的 2013 年 8 月份的小水电群月装机利用小时数.并对以相同方法得到的 2013 年~2014 年 24 个月的预测结果进行分析.以下为 8 月份的详细预测过程:

(1) 计算表 4 中两序列的相关系数为 0.9454,满足要求.因此,小湾电站区间流量序列可用于计算漾濞县小水电群月装机利用小时数序列的季节指数.

(2) 按照(2)式及表 1 划分小湾区间流量序列的状态,得到状态序列 λ^0 .

(3) 经计算,小湾区间流量序列的各阶自相关系数分别为: $r_1=0.350$, $r_2=0.286$, $r_3=0.181$, $r_4=0.248$, $r_5=0.046$, $r_6=0.087$, 前 4 阶相关性较强,只考虑前 4 阶.

(4) 将前 4 阶自相关系数归一化之后得到马尔可夫链的权重,分别为 $w_1=0.328$, $w_2=0.269$, $w_3=0.170$,

$w_4=0.233$.

(5) 计算得到各步长的状态转移概率矩阵,结果如下:

$$P_1 = \begin{bmatrix} 0.674 & 0.236 & 0.090 \\ 0.261 & 0.515 & 0.224 \\ 0.095 & 0.322 & 0.583 \end{bmatrix},$$

$$P_2 = \begin{bmatrix} 0.609 & 0.248 & 0.143 \\ 0.292 & 0.455 & 0.254 \\ 0.146 & 0.382 & 0.472 \end{bmatrix},$$

$$P_3 = \begin{bmatrix} 0.525 & 0.280 & 0.195 \\ 0.348 & 0.417 & 0.235 \\ 0.186 & 0.387 & 0.427 \end{bmatrix},$$

$$P_4 = \begin{bmatrix} 0.477 & 0.311 & 0.212 \\ 0.379 & 0.360 & 0.261 \\ 0.211 & 0.417 & 0.372 \end{bmatrix}.$$

(6) 依据 2013 年 4~7 月的小湾区间流量状态、各步长状态转移矩阵和马尔可夫链的权重,预测 2013 年 8 月份小湾区间流量的状态,预测概率归一化的结果为: $P_1=0.585$, $P_2=0.264$, $P_3=0.151$. 因此,预测状态 $\lambda_{预测}$ 为 1,即枯水级别.

(7) 依据小湾区间流量序列及状态序列 λ^0 ,按(5)式计算各状态平均值,汇总得到平均值结果表 5.

(8) 构建邻近状态序列 $\lambda_{邻}$,8 月份状态取步骤(6)

表 3 历史资料长度汇总表

资料类型	资料时间长度
小湾区间流量	1953 年 1 月~2014 年 12 月
小水电群月装机利用小时数	2012 年 1 月~2014 年 12 月

表 4 2012~2014 年小湾区间流量及漾濞县小水电群月装机利用小时数

年份	项目	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
2012 年	区间流量 (m ³ /s)	61.1	44.7	47.6	45.1	23.3	68.0	154.3	228.4	165.1	143.5	85.4	81.9
	月装机利用小时数(h)	322.5	147.3	132.7	123.4	62.3	292.9	515.3	588.3	513.3	526.7	313.5	228.9
2013 年	区间流量 (m ³ /s)	65.6	43.7	50.4	47.2	57.2	67.9	122.2	219.9	154.2	165.0	83.6	75.7
	月装机利用小时数(h)	173.2	115.8	114.9	89.4	84.9	249.4	486.7	577.9	585.4	511.9	315.8	242.6
2014 年	区间流量 (m ³ /s)	63.6	50.9	47.8	51.2	26.9	20.1	174.8	226.7	184.9	122.6	70.3	65.1
	月装机利用小时数(h)	185.2	132.6	116.9	105.4	88.4	169.9	531.3	597.9	555.4	404.8	245.9	169.3

表 5 小湾区间流量序列各状态平均值汇总表(m³/s)

丰枯状态	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
枯	41.51	39.24	40.46	55.46	40.62	71.58	107.41	233.59	197.74	149.45	82.58	55.22
平	50.46	46.50	49.69	71.69	52.75	93.71	139.14	314.99	270.35	186.83	104.25	66.00
丰	60.59	70.14	66.12	89.07	68.01	127.59	179.04	437.59	364.88	250.10	133.48	82.98

得到的 $\lambda_{预测}$, 其他月份取序列 λ^0 中 2012 年 9 月~2013 年 7 月的状态, 得 $\lambda_{部}=\{3,2,2,1,2,1,1,1,1,1,3\}$.

(9) 根据序列 $\lambda_{部}$ 查询表 5, 得到相应序列 $\bar{x}_{动}$, 并按照(6)式计算季节指数, 结果见表 6.

(10) 将漾濞县小水电群月装机利用小时数序列除以对应的动态季节指数后, 构建 GM(1,1)模型得到预测值, 将预测值乘以 8 月份动态季节指数得最终预测结果, 其值为 618.6 h.

2013 年 8 月份的小湾区间流量实际值为 219 m³/s, 按(2)式与表 1 划分为枯水级别, 即状态 1. 第一阶段预测的 2013 年 8 月份区间流量状态为 1, 与实际情况完全相符. 第二阶段预测的小水电群月装机利用小时数为 618.6 h, 实际值为 577.9 h, 相对误差为 7.03%, 精度较高, 满足要求.

按 2013 年 8 月份的预测过程, 同理可得 2013 年~2014 年 24 个月的预测值, 结果见表 7 和 8 及图 3. 表 7 为第一阶段对小湾区间流量状态的预测结果, 表 8 与图 3 为第二阶段漾濞县小水电群月装机利用小时数的预测结果. 表 8 与图 3 中, 方法一为单一季节指数法, 即季节指数为小湾区间流量按(4)式计算的单一值, 无需状态的划分与预测, 其他步骤与本文提出

的方法一致. 方法二为本文提出的方法.

由表 7 可知, 小湾区间流量状态预测结果中, 与实际情况完全相符的有 14 个月, 与实际情况截然相反的有 5 个月, 其他情况有 5 个月. 本文中取 $|\lambda_{预测}-\lambda_{实际}| \leq 1$ 为合格标准, 则合格率为 79.2%, 可以满足动态计算季节指数的精度要求. 在本文的算例中, 若待预测时段的状态不取加权马尔可夫链预测的状态, 而是全部取准确的状态, 进而构造动态季节指数, 得到小水电群发电能力的预测值. 由计算结果可得, 2013 年预测值的平均误差由本文方法的 13.56%降低到了 10.62%, 2014 年预测值的平均误差由本文方法的 12.05%降低到了 10.58%. 由上述结果可知, 第一阶段预测结果偏差会降低第二阶段预测结果的精度. 但其影响在可接受的范围之内. 需要指出, 即使状态预测不准确, 采用动态季节指数仍具有提高 GM(1,1)模型预测精度的作用, 原因为动态季节指数更具代表性, 提高了预处理后模型输入数据的质量.

在灰色系统预测中, GM(1,1)模型发展系数 a 的可容区为 $(-2, +2)$, 并且实践证明, 预测精度随着发展系数的增大而降低. 方法一与方法二在预测过程中, 发展系数 a 均落在可容区之内, 可通过检验. 两

表 6 动态平均值序列及动态季节指数

	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
平均值 (m³/s)	60.59	46.50	49.69	55.46	52.75	71.58	107.41	233.59	197.74	149.45	82.58	82.98
季节指数	0.0509	0.0391	0.0417	0.0466	0.0443	0.0601	0.0902	0.1962	0.1661	0.1256	0.0694	0.0697

表 7 小湾区间流量状态预测结果

年份	项目	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
2013 年	实际状态	3	2	2	1	2	1	1	1	1	1	1	3
	预测状态	1	3	2	2	1	2	1	1	1	1	1	1
2014 年	实际状态	3	3	1	1	1	1	3	1	1	1	1	2
	预测状态	1	3	3	1	1	1	1	1	1	1	1	1

表 8 小水电群月装机利用小时数预测结果对比

年份	项目	1 月	2 月	3 月	4 月	5 月	6 月	7 月	8 月	9 月	10 月	11 月	12 月
2013 年	实际值(h)	173.2	115.8	114.9	89.4	84.9	249.4	486.7	577.9	585.4	511.9	315.8	242.6
	方法一 预测值(h)	190.7	128.2	98.2	75.4	60.5	223.3	692.1	623.0	373.8	620.6	374.5	279.0
	方法一 误差(%)	10.08	10.74	14.51	15.64	28.70	10.45	42.21	7.80	36.14	21.23	18.57	15.00
	方法二 预测值(h)	168.9	107.2	101.8	76.4	72.3	218.9	646.5	618.6	500.7	601.4	364.6	273.4
	方法二 误差(%)	2.52	7.40	11.37	14.52	14.76	12.22	32.84	7.03	14.47	17.47	15.43	12.72
	实际值(h)	185.2	132.6	116.9	105.4	88.4	169.9	531.3	597.9	555.4	404.8	245.9	169.3
2014 年	方法一 预测值(h)	215.0	176.0	132.0	125.5	66.7	200.1	272.9	653.9	477.7	349.8	227.1	160.8
	方法一 误差(%)	16.08	32.80	12.89	19.04	24.59	17.77	48.63	9.36	13.99	13.59	7.65	5.04
	方法二 预测值(h)	158.1	157.8	138.6	115.2	91.0	156.2	386.1	545.8	585.4	451.8	215.6	157.9
	方法二 误差(%)	14.64	19.06	18.56	9.28	2.88	8.11	27.33	8.72	5.39	11.61	12.30	6.78

图 3 小水电群月装机利用小时数预测结果对比

种方法中, 发展系数 a 绝对值的平均值分别为 0.09685 和 0.05803. 方法一的发展系数 a 绝对值的最大值为 0.27061, 方法二的发展系数 a 绝对值的最大值仅为 0.12385. 由上述结果可知, 本文提出的方法优于单一季节指数的预测方法.

本文所采用的模型评价指标包括: (1) 线性回归方程相关系数; (2) 均方根误差(RMSE); (3) 分别以相对误差绝对值 $e \leq 30\%$ 和 $e \leq 20\%$ 为标准的合格率; (4) 平均相对误差.

由表 8 及图 3 可知, 方法一、二预测结果与实际值的相关系数分别为 0.89 和 0.96; 两种方法的 RMSE 值分别为 89.43 和 56.75; 在相对误差绝对值 $e \leq 30\%$ 的标准下, 方法一的合格率为 83.3%, 方法二的合格率为 95.8%, 在相对误差绝对值 $e \leq 20\%$ 的标准下, 方法一的合格率仅为 70.8%, 方法二的合格率为 91.7%; 两种方法的平均相对误差分别为 18.86% 和 12.81%.

由上述各指标对比可知, 本文提出的方法优于构造单一季节指数对数据预处理的方法, 并达到较高的精度, 可应用于少资料地区小水电群的发电能力预测.

5 结论

(1) 选择地区小水电群为研究对象, 弱化单站随机性, 突出整体规律性, 提高了预测精度与可靠性.

(2) 基于邻近大、小水电相似的气象、地理条件, 分析大小水电相关性, 选取相关性好的大水电, 以其区间流量作为小水电群发电能力预测的辅助数据, 为小水电资料缺乏的难点提供了一种有效的解决策略.

(3) 本文中利用加权马尔可夫链预测大水电区间流量的丰枯状态, 进而动态生成小水电群运行数

据的季节指数,与单一季节指数相比,增强了季节指数的代表性,提高了预测精度.

(4) 随着小水电群运行数据的逐年增加,资料的规律性也日益显现,可进一步深入分析大水电区间

流量与小水电群月装机利用小时数的相关关系,增强大水电区间流量序列构造的动态季节指数对小水电群月装机利用小时数序列的代表性,提高预测精度与可靠性.

参考文献

- 1 中国水力发电工程学会,等.中国水力发电科学技术发展报告.北京:中国电力出版社,2012.7-8,45-46
- 2 Li G, Sun Y J, He Y, et al. Short-term power generation energy forecasting model for small hydropower stations using GA-SVM. *Math Probl Eng*, 2014, 2014: 381387
- 3 Cheng C T, Liu B X, Chau K, et al. China's small hydropower and its dispatching management. *Renew Sust Energ Rev*, 2015, 42: 43-55
- 4 Monteiro C, Ramirez-Rosado I J, Fernandez-Jimenez L A. Short-term forecasting model for electric power production of small-hydro power plants. *Renew Energ*, 2013, 50: 387-394
- 5 李树山,廖胜利,李刚,等.大规模小水电群一体化发电计划编制方法. *中国电机工程学报*, 2012, 13: 29-35, 188
- 6 李秀峰,李刚,刘晓娟,等.大规模小水电并网调度信息采集通信方式及应用. *水电能源科学*, 2012, 11: 146-148, 214
- 7 廖胜利,高上上,程春田,等.基于 RIA 技术的中小水电管理系统设计与实现. *电力系统自动化*, 2011, 23: 102-106
- 8 廖胜利,马慧芳,李树山,等.省地一体化小水电管理系统设计与实现. *水力发电学报*, 2013, 4: 240-245
- 9 刘志雨.基于 GIS 的分布式托普卡匹水文模型在洪水预报中的应用. *水利学报*, 2004, 5: 70-75
- 10 李保健,程春田,武新宇,等.日径流预报贝叶斯回声状态网络方法. *中国科学: 技术科学*, 2014, 9: 1004-1012
- 11 袁喆,杨志勇,史晓亮,等.灰色微分动态自记忆模型在径流模拟及预测中的应用. *水利学报*, 2013, 7: 791-799
- 12 Merz R, Blöschl G. Regionalisation of catchment model parameters. *J Hydrol*, 2004, 287: 95-123
- 13 柴晓玲,郭生练,周芬,等.无资料地区径流分析计算方法研究. *中国农村水利水电*, 2005, 5: 20-22, 26
- 14 姚成,章玉霞,李致家,等.无资料地区水文模拟及相似性分析. *河海大学学报(自然科学版)*, 2013, 2: 108-113
- 15 Sen Z. Critical drought analysis by second-order Markov chain. *J Hydrol*, 1990, 120: 183-202
- 16 袁修开,吕震宙,乔红威.非正态变量情况下结构可靠性分析的条件概率马尔可夫链模拟方法. *中国科学: 技术科学*, 2010, 7: 822-829
- 17 孙才志,张戈,林学钰.加权马尔可夫模型在降水丰枯状况预测中的应用. *系统工程理论与实践*, 2003, 4: 100-105
- 18 胡鹰,叶义成,李丹青,等.建筑安全事故灰色季节指数预测模型及应用. *中国安全科学学报*, 2014, 4: 86-91
- 19 张高锋,张永明,黄领梅,等.灰色季节性指数模型在蒸发预测中的应用. *水资源与水工程学报*, 2007, 6: 45-47
- 20 陈向东,夏军,徐倩.灰色微分动态模型的自忆预报模式. *中国科学: 技术科学*, 2009, 2: 341-350
- 21 邓聚龙.灰理论基础.武汉:华中科技大学出版社,2002.362-388
- 22 谢乃明,刘思峰.离散 GM(1,1)模型与灰色预测模型建模机理. *系统工程理论与实践*, 2005, 1: 93-99

Combined with a two-stage Markov chain with weight and Grey forecasting model of small hydropower generation capacity forecasting methods

SUN YongJun¹, LI Gang¹, CHENG ChunTian¹, CAI HuaXiang² & TU QiYu²

¹ *Institute of Hydropower & Hydro Informatics, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;*

² *Yunnan Electric Power Dispatching & Control Bureau, Kunming 650011, China*

Power generation is difficult to transfer to other places in rich small hydropower areas, especially in flood seasons. What's more, the inaccurate predicted capacity of small hydropower generation aggravates this problem. Therefore, in order to improve the reliability of generation forecast, this paper presents a new method based on the combination with weighted Markov chain and Grey forecasting model. Firstly, select the referred big hydropower plant through analysing the relationship between small and big hydropower plants. Then dynamic weighted Markov chain is employed to obtain the season index of small hydropower given the nature inflow of the selected big hydropower plant. And the forecast of small hydropower generation is made with improved Grey forecasting model adopting the season index. The proposed method is applied to generation forecast in Yangbi Town, in Dali City, Yunnan Province. The performance of this method in the case study can meet the demand of practical project and show its value in small hydropower generation forecast.

small hydropower, season index, Markov chain with weight, Grey forecasting model, generation forecast method

doi: 10.1360/N092015-00090