

# 基于灰色-加权马尔可夫链的光伏发电量预测

蒋峰<sup>1</sup>, 王宗耀<sup>2</sup>, 张鹏<sup>3</sup>

(1. 合肥工业大学电气与自动化工程学院, 安徽 合肥 230009; 2. 南昌工程学院, 江西 南昌 330099;  
3. 国网安徽省电力有限公司肥东县供电公司, 安徽 合肥 231600)

**摘要:** 光伏发电量预测是光伏并网的一项基础性工作。运用灰色模型对光伏发电量进行总体趋势的预测后, 加入了加权马尔可夫链预测理论, 建立了灰色-加权马尔可夫链预测模型。该模型不仅考虑了GM(1,1)模型对指数增长序列的适应性, 而且考虑了发电量数据随机波动的特点, 用状态转移概率矩阵来描述这种波动性。将该模型运用于合肥某光伏电站的光伏发电量预测, 结果表明加权马尔可夫链与灰色模型的结合, 提高了对波动性较大的发电量数据预测的精度, 验证了该模型的可行性和有效性。

**关键词:** 光伏; 发电量; 灰色模型; 加权马尔可夫链; 状态转移概率矩阵

## Forecasting power generation of solar photovoltaic system based on the combination of grey model and weighted Markov chain

JIANG Feng<sup>1</sup>, WANG Zongyao<sup>2</sup>, ZHANG Peng<sup>3</sup>

(1. School of Electrical Engineering and Automation, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China;  
2. Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China; 3. Feidong Electric Power Company,  
State Grid Anhui Electric Power Co., Ltd., Hefei 231600, China)

**Abstract:** One fundamental work of grid-connected photovoltaic (PV) system is to estimate its power generation. This paper introduces weighted Markov Chain estimation theory to build a grey-weighted Markov Chain estimation model after forecasting the overall generation trend of PV by applying the grey model. This model not only takes the advantage of GM(1,1) model when dealing with exponential series into account, but also considers the feature of fluctuation in power generation, which is described by state transfer probability matrix of relative residuals. After applying the model to forecast the generation of one PV power station in Hefei, the results indicate that the combination of grey model and weighted Markov Chain improves the precision when coping with generation data with greater fluctuation, verifying the feasibility and effectiveness of this model.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51567018).

**Key words:** photovoltaic system; power generation; grey model; weighted Markov Chain; state transfer probability matrix

## 0 引言

随着光伏的广泛利用, 光伏并网日益成为关键问题, 直接影响电网运行的可靠性和稳定性<sup>[1-2]</sup>, 也对配电网的电压质量产生影响<sup>[3-6]</sup>。而光伏发电量受到天气因素的影响, 具有较强的随机性<sup>[7]</sup>。因此, 预测光伏发电量就成为人们关心的问题。目前, 光伏发电量预测主要方法分为两大类: 统计学方法和

人工智能方法。统计学方法例如多元线性回归模型, 人工智能方法包括神经网络, 灰色模型, 支持向量机<sup>[8]</sup>。文献[9-11]运用神经网络预测发电量, 不过神经网络容易产生局部最优的问题。文献[12]引入陡度因子和自适应调节学习率避免了BP算法陷入局部最优, 也提高了算法的收敛速度。文献[13]以遗传算法优化BP神经网络来预测光伏发电功率。文献[14]基于多元线性回归建立光伏预测模型, 这种方法适用于波动性小的原始数据。文献[15-18]应用支持向量机预测发电量, 但是若数据量较大, 其收

敛性不佳且精度不高。文献[19-20]采用马尔可夫链进行预测,采用区间中点值作为预测值,区间的选取直接影响精度。文献[21]基于灰色模型,但对原始数据要求较高。文献[22]将天气状态进行分类,并用支持向量机进行识别,从而提高光伏发电预测的准确度。

针对上述问题,本文建立了一种基于灰色-加权马尔可夫链的组合预测模型,在对原始数据进行灰色预测之后,用马尔可夫链修正相对误差,兼顾了光伏出力的随机性和波动性,最后以合肥某光伏电站的预测结果验证了所提模型的有效性。

## 1 灰色-加权马尔可夫链预测模型

### 1.1 灰色模型 GM(1,1)

记原始数据序列为<sup>[23]</sup>

$$\mathbf{X}^{(0)} = [x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)]$$

对原始数据序列作一次累加,  $x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i)$ , 生成序列

$$\mathbf{X}^{(1)} = [x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)]$$

建立灰色模型微分方程, 如式(1)所示。

$$\frac{dx^{(1)}}{dt} + ax^{(1)} = b \quad (1)$$

式中,  $a$  和  $b$  为两个参数, 用最小二乘法确定, 如式(2)所示。

$$\begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{B}^T \mathbf{Y} \quad (2)$$

式中:

$$\mathbf{Y} = [x^{(0)}(2), x^{(0)}(3), \dots, x^{(0)}(n)]^T;$$

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{2}[x^{(1)}(1) + x^{(1)}(2)] & 1 \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(2) + x^{(1)}(3)] & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -\frac{1}{2}[x^{(1)}(n-1) + x^{(1)}(n)] & 1 \end{bmatrix}$$

由微分方程解, 得预测模型为

$$x^{(1)}(k) = (x^{(0)}(1) - b/a) e^{-a(k-1)} + b/a, k \geq 1 \quad (3)$$

累减还原

$$\begin{cases} \hat{x}^{(0)}(k) = \hat{x}^{(1)}(k) - \hat{x}^{(1)}(k-1), k \geq 2 \\ \hat{x}^{(0)}(1) = \hat{x}^{(1)}(1) = x^{(0)}(1) \end{cases} \quad (4)$$

GM(1,1)模型预测值与实际值的相对误差为

$$\varepsilon(k) = \frac{\hat{x}^{(0)}(k) - x^{(0)}(k)}{x^{(0)}(k)} \quad (5)$$

式(5)是预测值与实际值偏离程度的表征。

### 1.2 马尔可夫链模型

#### 1.2.1 马尔可夫链

如果随机序列  $\{X_n, n \geq 0\}$ , 满足对于任意的  $i_0, i_1, \dots, i_n, i_{n+1} \in S, n \in T$ , 其中  $T = \{0, 1, 2, \dots\}$ ,  $S$  为状态空间, 有

$$P\{X_{n+1} = i_{n+1} | X_0 = i_0, X_1 = i_1, \dots, X_n = i_n\} = P\{X_{n+1} = i_{n+1} | X_n = i_n\}$$

则称其为马尔可夫链<sup>[24]</sup>。马尔可夫链的特点是“无后效性”, 即下一时刻的状态只与此刻的状态有关, 而与之之前的历史状态无关。

#### 1.2.2 概率转移矩阵

对于任意的  $i, j \in S$ , 称  $P\{X_{n+1} = j | X_n = i\} = p_{ij}^{(1)}(n)$  为  $X_n$  在  $n$  时刻的一步转移概率。记  $P^{(1)} = (p_{ij}^{(1)})$  为  $\{X_n, n \geq 0\}$  的一步概率转移矩阵。

对于任意的  $i, j \in S$ , 称  $P\{X_{n+k} = j | X_n = i\} = p_{ij}^{(k)}(n)$  为  $X_n$  在  $n$  时刻的  $k$  步转移概率,  $P^{(k)} = (p_{ij}^{(k)})$  为  $\{X_n, n \geq 0\}$  的  $k$  步概率转移矩阵。记作

$$\mathbf{P}^{(k)} = \begin{bmatrix} p_{11}^{(k)} & p_{12}^{(k)} & \dots & p_{1n}^{(k)} \\ p_{21}^{(k)} & p_{22}^{(k)} & \dots & p_{2n}^{(k)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n1}^{(k)} & p_{n2}^{(k)} & \dots & p_{nn}^{(k)} \end{bmatrix}$$

根据样本可知状态  $i$  出现的次数为  $M_i$ , 由状态  $i$  经过  $k$  步转移到状态  $j$  的次数为  $M_{ij}^{(k)}$ , 则

$$p_{ij}^{(k)} = \frac{M_{ij}^{(k)}}{M_i} \quad (6)$$

### 1.3 灰色-加权马尔可夫链模型

若原始数据的波动较大且无序性较强, 那么灰色模型很难将预测值限制在一个较小的区间内, 所以灰色模型的预测结果比较粗略, 如要提高精确度就要增加划分区间, 这将使计算量增大。而且灰色模型要求原始数据的累加序列具有指数增长的性质, 再用微分方程去刻画。但是非负的序列的累加生成数列不一定按指数增长, 故灰色模型预测会产生比较大的误差。

马尔可夫链可以反映随机过程的特征, 其重要的性质就是“无后效性”, 而光伏发电量实际上与天

气关系密切, 是一个随机过程, 且波动性较大, 而马尔可夫链用状态之间的转移概率来预测未来所处的状态, 且能反映随机因素的影响, 适用于波动性较大的预测。故将灰色模型和加权马尔可夫链组合起来, 以此获得更高的预测精度。

### 1.3.1 状态的划分

将相对误差  $\varepsilon(k)$  划分成  $m$  个状态, 若  $\varepsilon(k) \in (d_{1i}, d_{2i}), i=1, 2, \dots, m$ , 那么第  $k$  天的相对误差处于  $E_i$  状态,  $d_{1i}, d_{2i}$  为  $E_i$  状态的上界和下界。

### 1.3.2 各阶自相关系数 $r_k$ 及权重

加权马尔可夫链是对马尔可夫链预测的改进, 在叠加马尔可夫链的基础上, 对不同的预测状态赋予一个权重, 再进行加权求和。通过对原始数据进行自相关分析来求取自相关系数。对于自相关系数绝对值大的, 应该赋予较大的权重<sup>[25]</sup>。

各步长自相关系数  $r_k$ <sup>[26]</sup>, 可由式(7)求取。

$$r_k = \frac{\sum_{i=1}^{n-k} (x_i - \bar{x})(x_{i+k} - \bar{x})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n-k} (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^{n-k} (x_{i+k} - \bar{x})^2}} \quad (7)$$

式中:  $r_k$  为第  $k$  阶自相关系数;  $x_i$  为  $i$  时刻的样本数据;  $\bar{x}$  为样本数据的平均值。

将自相关系数归一化, 得到各阶权重为

$$w_k = \frac{|r_k|}{\sum_{i=1}^k |r_i|} \quad (8)$$

### 1.3.3 加权马尔可夫链预测

选取离预测日最近的  $k$  个日期, 将这  $k$  日的相对误差所在的状态作为初始状态, 再按离预测日远近, 转移步数分别为  $1, 2, \dots, k$ , 在转移步数对应的转移矩阵  $P^{(k)}$  中, 取初始状态所在的行向量  $p_i^{(k)} = (p_{i1}^{(k)}, p_{i2}^{(k)}, \dots, p_{ik}^{(k)})$ ,  $i \in S$ , 构成新的矩阵:

$$P = \begin{bmatrix} p_{11}^{(1)} & p_{12}^{(1)} & \cdots & p_{1k}^{(1)} \\ p_{21}^{(2)} & p_{22}^{(2)} & \cdots & p_{2k}^{(2)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{k1}^{(k)} & p_{k2}^{(k)} & \cdots & p_{kk}^{(k)} \end{bmatrix}$$

将同一状态各预测概率加权和作为最终的相对误差的转移概率为

$$P_i = \sum_{i=1}^k w_k \times p_i^{(k)} \quad (9)$$

则下一时刻的状态是  $P_i$  中最大值对应的状态。对应的预测值的相对误差在此状态, 最终的预测值为

$$\hat{Y}(k) = \hat{X}^{(0)} \left[ 1 - \frac{1}{2}(d_{1i} + d_{2i}) \right] \quad (10)$$

## 2 算例分析

以合肥某光伏电站 2017 年 4 月份前 26 天的发电量为原始数据, 运用灰色-加权马尔可夫链模型预测光伏发电量。

### 2.1 灰色模型对光伏发电量的预测和状态划分

4 月份原始数据如图 1。

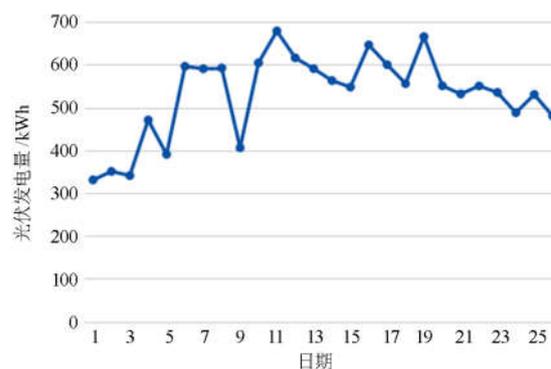


图 1 4 月份前 26 天发电量

Fig. 1 Power generation of 1-26th of April

以 4 月 1 日到 10 日的发电量为基础, 用灰色模型预测 4 月 11 日的发电量; 以 4 月 2 日到 11 日的发电量为基础, 同样的方法得到 4 月 12 日的发电量, 以此类推, 得表 1。

表 1 11—26 日光伏实际发电量和预测发电量及相对误差状态

Table 1 Actual and forecasted generation from 11 th to 26 th and state of relative residuals

日期	实际发电量/kWh	预测发电量/kWh	相对误差/%	状态
4-11	678.73	625.49	-7.84	E2
4-12	615.83	678.52	10.18	E4
4-13	590.65	662.67	12.19	E5
4-14	562.70	652.62	15.98	E5
4-15	547.63	597.67	9.14	E4
4-16	646.13	586.38	-9.25	E2
4-17	600.01	622.02	3.68	E3
4-18	555.70	631.71	13.68	E5
4-19	665.35	566.27	-14.89	E1
4-20	550.62	595.57	8.16	E4
4-21	531.55	592.87	11.54	E5
4-22	550.28	573.10	4.15	E3
4-23	535.00	561.07	4.87	E3
4-24	487.61	537.74	10.28	E5
4-25	530.23	492.60	-7.10	E2
4-26	480.00	496.78	3.50	E3

根据马尔可夫链状态空间划分方法和实际情况, 将相对误差分为 5 种状态, 划分标准如表 2。按表 2 的划分确定相对误差所处的状态如表 1。

表 2 状态划分

状态	状态空间/%
E1	(-14, -10)
E2	(-10, 0)
E3	(0, 5)
E4	(5, 10)
E5	(10, 16)

### 2.2 加权马尔可夫链预测

从表 1 每天的状态, 根据式(6)可以计算出 1 到 5 步长的概率转移矩阵。

$$P^{(1)} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2/3 & 1/3 & 0 \\ 0 & 0 & 1/3 & 0 & 2/3 \\ 0 & 1/3 & 0 & 0 & 2/3 \\ 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 & 1/5 \end{bmatrix}$$

$$P^{(2)} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 1/3 & 1/3 & 0 & 0 & 1/3 \\ 0 & 0 & 2/3 & 0 & 1/3 \\ 0 & 1/5 & 2/5 & 2/5 & 0 \end{bmatrix}$$

$$P^{(3)} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1/2 & 0 & 0 & 0 & 1/2 \\ 0 & 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 \\ 0 & 0 & 1/3 & 1/3 & 1/3 \\ 0 & 1/4 & 1/4 & 0 & 2/4 \end{bmatrix}$$

$$P^{(4)} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1/2 & 0 & 1/2 \\ 1/3 & 1/3 & 0 & 0 & 1/3 \\ 0 & 2/4 & 1/4 & 0 & 1/4 \end{bmatrix}$$

$$P^{(5)} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1/2 & 0 & 0 & 1/2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 \\ 1/4 & 0 & 2/4 & 0 & 1/4 \end{bmatrix}$$

现以 4 月 17 日的光伏发电量预测为例说明。根据式(7)和式(8)计算各阶自相关系数和权重, 如表 3。

表 3 各阶自相关系数和权重

Table 3 Self-correlation coefficients and weights of each step

$k$	$r_k$	$w_k$
1	0.168 5	0.057 2
2	-0.316 3	0.107 4
3	-0.699 3	0.237 5
4	-0.760 4	0.258 2
5	1.000 0	0.339 6

由 4 月 11 日到 16 日概率转移矩阵和 1 到 5 阶的权重对 4 月 17 日的光伏发电量进行预测。

由表 4 可知, 4 月 17 日的相对误差处于 E3 状态, 最终预测的光伏发电量为 606.45 kWh。同理可得表 5。

表 4 4 月 17 日相对误差状态预测

Table 4 Prediction of state of relative residuals in 17th April

日期	状态	权重	E1	E2	E3	E4	E5
4-16	E2	0.057 2	0	0	2/3	1/3	0
4-15	E4	0.107 4	0	0	2/3	0	1/3
4-14	E5	0.237 5	0	1/4	1/4	0	2/4
4-13	E5	0.258 2	0	2/4	1/4	0	1/4
4-12	E4	0.339 6	0	1/3	1/3	1/3	0
$P_i$			0	0.301 7	0.346 9	0.132 3	0.219 1

表 5 灰色-加权马尔可夫链预测结果

Table 5 Forecast of grey-weighted Markov chain

日期	实际发电量/kWh	预测发电量/kWh	相对误差/%
4-17	600.01	606.45	1.08
4-18	555.70	549.58	-1.10
4-19	665.35	634.22	4.68
4-20	550.62	550.90	0.05
4-21	531.55	515.80	-2.96
4-22	550.28	558.77	1.54
4-23	535.00	547.05	2.25
4-24	487.61	467.83	-4.06
4-25	530.23	517.23	-2.45
4-26	480.00	484.36	0.91
4-27	410.88	412.60	0.42
4-28	361.65	368.84	1.99
4-29	350.69	346.06	-1.43
4-30	300.00	310.99	3.33

其中对于 4 月 27 至 30 日的预测, 应该逐步更新转移概率矩阵, 来确定最终误差所在的状态。灰色-加权马尔可夫链模型的预测结果如图 2。

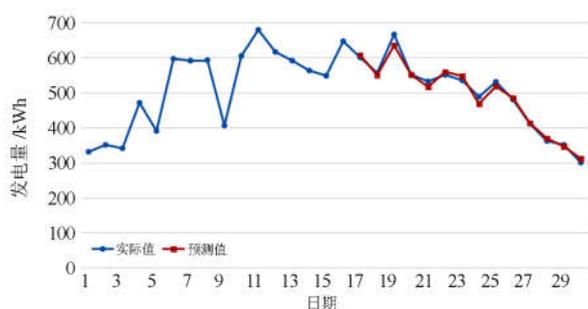


图2 灰色-加权马尔可夫链预测

Fig. 2 Forecast of grey-weighted Markov chain

### 3 结论

灰色-加权马尔可夫链模型将灰色模型和马尔可夫链组合进行预测, 发挥了各自的优势。灰色模型对原始光伏发电量进行预测, 有一定的精度, 再用加权马尔可夫链去修正, 马尔可夫链对于波动性大数据预测较为准确, 使得最终的预测结果更精确。运用该模型对合肥某光伏电站发电量进行预测, 计算结果表明组合预测的效果理想, 简单且准确, 具有可行性和有效性。

### 参考文献

- [1] 陈炜, 艾欣, 吴涛, 等. 光伏并网发电系统对电网的影响研究综述[J]. 电力自动化设备, 2013, 33(2): 26-32.  
CHEN Wei, AI Xin, WU Tao, et al. Influence of grid-connected photovoltaic system on power network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2013, 33(2): 26-32.
- [2] CAI H, CHEN Q, GUAN Z, et al. Day-ahead optimal charging/discharging scheduling for electric vehicles in microgrids[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2018, 3(3): 93-107. DOI 10.1186/s41601-018-0083-3.
- [3] 李升, 姜程程, 赵之瑜, 等. 分布式光伏电站接入低压配电网系统暂态电压稳定性研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(8): 67-72.  
LI Sheng, JIANG Chengcheng, ZHAO Zhiyu, et al. Study of transient voltage stability for distributed photovoltaic power plant integration into low voltage distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(8): 67-72.
- [4] 裴玮, 盛鹁, 孔力, 等. 分布式电源对配网供电电压质量的影响与改善[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(13): 152-157.  
PEI Wei, SHENG Kun, KONG Li, et al. Impact and improvement of distributed generation on distribution network voltage quality[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(13): 152-157.
- [5] 金卓勃, 向铁元, 陈红坤, 等. 考虑电能质量问题的分布式光伏发电接入规划方法[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(9): 1-8.  
JIN Zhuoqing, XIANG Tiejuan, CHEN Hongkun, et al. Planning method of distributed photovoltaic power generation considering power quality[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(9): 1-8.
- [6] 张策, 刘莉. 分布式光伏接入对农村配电网电压的影响及电压越限解决方案[J]. 分布式能源, 2018, 3(6): 15-21.  
ZHANG Ce, LIU Li. Influence of distributed photovoltaic access to rural distribution network on voltage and solution of voltage over-limitation[J]. Distributed Energy, 2018, 3(6): 15-21.
- [7] 张曦, 康重庆, 张宁, 等. 太阳能光伏发电的中长期随机特性分析[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(6): 6-13.  
ZHANG Xi, KANG Chongqing, ZHANG Ning, et al. Analysis of mid/long term random characteristics of photovoltaic power generation[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(6): 6-13.
- [8] 周潮, 邢文洋, 李宇龙. 电力系统负荷预测方法综述[J]. 电源学报, 2012, 10(6): 32-39.  
ZHOU Chao, XING Wenyang, LI Yulong. Review of the load forecasting methods of electric power system[J]. Journal of Power Supply, 2012, 10(6): 32-39.
- [9] HERNANDEZ L, BALADRON C, AGUIAR J M, et al. Artificial neural network for short-term load forecasting in distribution systems[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2015, 3(4): 457-467.
- [10] CHRISTONPHE P, CYRIL V, MARC M, et al. Forecasting of preprocessed daily solar radiation time series using neural networks[J]. Solar Energy, 2010, 84(12): 2146-2160.
- [11] 袁晓玲, 施俊华, 徐杰彦. 基于 BP 神经网络的光伏发电短期出力预测[J]. 可再生能源, 2013, 31(7): 11-16.  
YUAN Xiaoling, SHI Junhua, XU Jieyan. Short-term power forecast for photovoltaic generation based on BP neural network[J]. Renewable Energy Resources, 2013, 31(7): 11-16.
- [12] 杨秋霞, 刘同心, 高辰, 等. 计及光伏电站功率预测的电力系统优化分析[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(2): 117-123.  
YANG Qiuxia, LIU Tongxin, GAO Chen, et al. Power system optimization analysis considering power prediction of PV power station[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(2): 117-123.

- [13] 刘娟, 杨俊杰. 基于改进的 GA-BP 神经网络光伏发电短期出力预测[J]. 上海电力学院学报, 2018, 34(1): 9-13.  
LIU Juan, YANG Junjie. PV short-term output forecasting based on improved GA-BP neural network[J]. Journal of Shanghai University of Electric Power, 2018, 34(1): 9-13.
- [14] 李光明, 刘祖明, 何京鸿, 等. 基于多元线性回归模型的并网光伏发电系统发电量预测研究[J]. 现代电力, 2011, 28(2): 43-48.  
LI Guangming, LIU Zuming, HE Jinghong, et al. Study on the generator of grid-connected PV power system based on multivariate linear regression model[J]. Modern Electric Power, 2011, 28(2): 43-48.
- [15] 栗然, 李广敏. 基于支持向量机回归的光伏发电出力预测[J]. 中国电力, 2008, 41(2): 74-78.  
LI Ran, LI Guangmin. Photovoltaic power generation output forecasting based on support vector machine regression technique[J]. Electric Power, 2008, 41(2): 74-78.
- [16] SHI J, LEE W J, LIU Y, et al. Forecasting power output of photovoltaic systems based on weather classification and support vector machines[J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2015, 48(3): 1064-1069.
- [17] 单英浩, 付青, 耿炫, 等. 基于改进 BP-SVM-ELM 与粒子化 SOM-LSF 的微电网光伏发电组合预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(12): 3334-3342.  
SHAN Yinghao, FU Qing, GENG Xuan, et al. Combined forecasting of photovoltaic power generation in microgrid based on the improved BP-SVM-ELM and SOM-LSF with particlization[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(12): 3334-3342.
- [18] 王继东, 宋智林, 冉冉. 基于改进支持向量机算法的光伏发电短期功率滚动预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2016, 28(11): 9-13.  
WANG Jidong, SONG Zhilin, RAN Ran. Short-term photovoltaic power generation rolling forecasting based on optimized SVM[J]. Proceedings of the CSU-EPSCA, 2016, 28(11): 9-13.
- [19] 李英姿, 贺琳, 牛进苍. 基于马尔可夫链的光伏并网发电量预测[J]. 太阳能学报, 2014, 35(4): 611-616.  
LI Yingzi, HE Lin, NIU Jincang. Forecasting power generation of grid-connected solar PV system based on Markov chain[J]. Acta Energine Solaris Sinica, 2014, 35(4): 611-616.
- [20] 丁明, 徐宁舟. 基于马尔可夫链的光伏发电系统输出功率短期预测方法[J]. 电网技术, 2011, 35(1): 152-157.  
DING Ming, XU Ningzhou. A method to forecast short-term output power of photovoltaic generation system based on Markov chain[J]. Power System Technology, 2011, 35(1): 152-157.
- [21] 贺琳, 李英姿. 改进 GM(1,1)残差修正模型在光伏发电量短期预测中的应用[J]. 北京建筑工程学院学报, 2008, 24(4): 61-65.  
HE Lin, LI Yingzi. Short-term forecasting for photovoltaic power system based on advanced residual error modified GM(1,1) model[J]. Journal of Beijing University of Civil Engineering and Architecture, 2008, 24(4): 61-65.
- [22] 王飞, 米增强, 甄钊, 等. 基于天气状态模式识别的光伏电站发电功率分类预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(34): 75-82.  
WANG Fei, MI Zengqiang, ZHEN Zhao, et al. A classified forecasting approach of power generation for photovoltaic plants based on weather condition pattern recognition[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(34): 75-82.
- [23] 康重庆, 夏清, 刘梅. 电力系统负荷预测[M]. 北京: 中国电力出版社, 2007.
- [24] 林元烈. 应用随机过程[M]. 北京: 清华大学出版社, 2002.
- [25] 谢道文, 施式亮. 基于云理论与加权马尔可夫模型的矿井涌水量预测[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2012, 43(6): 2308-2315.  
XIE Daowen, SHI Shiliang. Mine water inrush prediction based on cloud model theory and Markov model[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2012, 43(6): 2308-2315.
- [26] 董继征, 王桓, 何怡刚, 等. 加权马尔可夫链在负荷预测中的应用[J]. 继电器, 2006, 34(3): 32-36.  
DONG Jizheng, WANG Huan, HE Yigang, et al. Application of Markov chain with weights to load forecasting[J]. Relay, 2006, 34(3): 32-36.

收稿日期: 2018-05-27; 修回日期: 2018-08-29

作者简介:

蒋峰(1994—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电力系统规划与负荷预测; E-mail: jfopera@163.com

王宗耀(1981—), 男, 硕士, 研究方向为电力系统最优化运行与规划;

张鹏(1994—), 男, 硕士, 研究方向为需求响应与电力系统规划. E-mail: elec\_zp@126.com

(编辑 周金梅)