

基于 GLRM 模型和 MC 误差修正的中长期负荷预测*

崔琼^{1,2}, 舒杰^{1,2†}, 吴志锋^{1,2}, 黄磊^{1,2}, 姚文明³, 宋香荣⁴

(1. 中国科学院广州能源研究所, 广州 510640; 2. 中国科学院可再生能源重点实验室, 广州 510640;

3. 四川省电力公司绵阳市安州供电分公司, 四川 绵阳 622650; 4. 暨南大学韶关研究院, 广东 韶关, 512000)

摘要: 为解决传统灰色模型 (GM) 忽略线性因素的不足和预测随机波动性大的序列误差偏大问题, 提出了一种基于灰色线性回归模型 (GLRM) 与马尔科夫链 (MC) 的中长期负荷预测模型。通过搭建 GLRM 预测模型, 分析模型拟合误差的转移规律, 提出基于 MC 的预测误差定量估计方法, 并在此基础上建立 GLRM 模型预测值的修正模型, 构建 GLRM-MC 模型。实例仿真结果表明, 该模型与 GM 模型和 GLRM 模型相比, 能够更好地把握实际负荷的内在变化规律, 可以在提高模型预测精度的同时, 提升拟合和预测效果的稳定性。

关键词: 中长期负荷预测; 灰色线性回归模型; 马尔科夫链; 误差定量估算

中图分类号: TK01

文献标志码: A

doi: 10.3969/j.issn.2095-560X.2017.06.009

Medium- and Long-Term Load Forecasting Based on GLRM and MC Error Correction

CUI Qiong^{1,2}, SHU Jie^{1,2}, WU Zhi-feng^{1,2}, HUANG Lei^{1,2},
YAO Wen-ming³, SONG Xiang-rong⁴

(1. Guangzhou Institute of Energy Conversion, Chinese Academy of Sciences, Guangzhou 510640, China;

2. CAS Key Laboratory of Renewable Energy, Guangzhou 510640, China;

3. Mianyang Anzhou power supply branch, State Grid Sichuan electric power company, Sichuan Mianyang 622650, China;

4. Shaoguan Research Institute, Jinan University, Guangdong Shaoguan 512000, China)

Abstract: To remedy the defects of traditional grey model (GM) for ignoring linear factors and having large errors when forecasting the sequences with large random fluctuation in medium- and long-term load forecasting, a model which is based on grey linear regression model (GLRM) and Markov chain (MC) is proposed. In this work, the GLRM prediction model is built. A quantitative prediction error estimation method is proposed through analyzing the transfer rule of the model fitting error, a correction model is established consequently for the predicted values of the GLRM model, and then the GLRM-MC model is created. Comparing with GM (1,1) and GLRM, simulation results demonstrate that the proposed model can better grasp the inherent regularity of the actual load, and improve the prediction accuracy of the model, meanwhile, enhance the stability of fitting and forecasting effect.

Key words: medium- and long-term load forecasting; GLRM; MC; quantitative estimation of error

0 前言

准确的中长期电力负荷预测是电力规划、设计以及投资的基础和前提, 也是实现电网安全经济运行的重要保障^[1-2]。由于中长期负荷受许多非线性及不确定因素的影响, 所以实现中长期负荷的准确预测十分困难。许多学者对中长期负荷预测进行了研

究, 预测方法主要包括神经网络法^[3]、数据挖掘技术^[4]、支持向量机^[5-6]、回归方法^[7]以及灰色模型; 其中, 神经网络法需要样本数据多, 不适合中长期负荷预测; 支持向量机对训练样本的数量要求少, 但它的一些学习参数需要依靠经验选取, 这直接关系到预测精度, 限制了支持向量机模型的推广使用^[5]。灰色模型可以通过少量的、不完全的信息, 建立灰

* 收稿日期: 2017-11-10 修订日期: 2017-12-05

基金项目: 国家重点研发计划项目 (2016YFB0901405); 广东省省级科技计划项目 (2017B090901072); 广州市科技计划项目 (201509010018); 广东省科技计划项目 (2016B090919014)

† 通信作者: 舒杰, E-mail: shujie@ms.giec.ac.cn

色微分预测模型，从而描述灰色系统内部事物的发展规律，而中长期电力负荷具备灰色系统少样本、贫信息的典型特征。因此，灰色模型在中长期负荷预测中得到了较为广泛的应用^[8-10]，但由于传统的 GM 模型是描述按指数规律变化的序列模型，忽略了数据的线性变化规律，因此，直接利用 GM 模型，可能导致预测误差较大^[11]。

为改善和弥补灰色系统预测模型中不含线性因素的不足和线性回归预测模型中不能表达指数增长的缺陷，针对中长期负荷这个“灰色系统”，本文提出了基于灰色线性回归模型^[12]（grey linear regression model, GLRM）的中长期负荷预测方法，并给出了模型的参数识别算法。同时，由于灰色预测主要用于变化趋势比较明显的序列，对随机波动性大的序列预测误差偏大，或者拟合效果较好而预测效果较差，而马尔科夫链（Markov chain, MC）的理论^[13-14]适用于随机过程的状态转移行为，正好可以弥补灰色预测的局限。基于此，本文尝试采用 GLRM 模型拟合预测原始负荷序列，并在此基础上对随机波动大的误差序列进行马尔科夫链预测修正，构建 GLRM-MC 模型，实现两者优势互补，并通过实例仿真验证该模型在中长期负荷预测中的有效性。

1 GLRM 模型建模

GLRM 模型可以挖掘序列内在信息，经分析系统内各元素间的关联程度及发展趋势，并对初始数据序列进一步处理来探求变动的趋向和规则，以生成有明显规律性的数据序列，然后建立相应的微分方程模型，从而预测事物或局势发展的动向。具有线性回归模型与 GM 模型的双重特征，适用范围更广。建模及预测步骤如下：

①累加生成新数列。将原始中长期负荷数据序列 $x_i^{(0)} (t=1,2,\dots,n)$ 进行一次累加，生成新的序列 $x_i^{(1)} (t=1,2,\dots,n)$ ，其中：

$$x_i^{(1)} = \sum_{i=1}^t x_i^{(0)} \quad (1)$$

②根据 GM (1,1) 模型^[10]的原理，对 $x^{(1)}$ 建立一阶白化微分方程后求得模型的时间响应函数：

$$\hat{x}_{t+1}^{(1)} = \left(x_1^{(0)} - \frac{u}{a} \right) e^{-at} + \frac{u}{a} \quad (2)$$

其表达式可以记为：

$$\hat{x}_{t+1}^{(1)} = V_1 e^{Lt} + V_2, \quad t=1,2,\dots,n \quad (3)$$

③采用指数方程和线性回归方程的和来拟合累加数据序列 $x_i^{(1)}$ ，生成新的序列模型：

$$\hat{x}_t^{(1)} = V_1 e^{Lt} + V_2 t + V_3 \quad (4)$$

其中，参数 L 、 V_1 、 V_2 、 V_3 待定。

④模型参数 L 的求解。近似解 \hat{L} 求解过程如下：设参数序列，

$$R_t = \hat{x}_{t+1}^{(1)} - \hat{x}_t^{(1)} = V_1 e^{Lt} e^L - 1 + V_2, \quad t=1,2,\dots,n-1 \quad (5)$$

令 $U_k = R_{t+k} - R_t$ ，则可得：

$$L_k(t) = \ln \left[\frac{(R_{t+1+k} - R_{t+1})}{(R_{t+k} - R_t)} \right], \quad \begin{cases} k=1, & t=1,2,\dots,n-3 \\ k=2, & t=1,2,\dots,n-4 \\ \vdots \\ k=n-3, & t=1 \end{cases} \quad (6)$$

用 $x_i^{(1)}$ 替换序列 R_t 中的 $\hat{x}_t^{(1)}$ ， k 值不同，得到不同的 $\hat{L}_k(t)$ 值，经分析 $k=1,2,\dots,n-3$ ，计算的 L 值的个数为 $(n-2)(n-3)/2$ ，参数 L 的估计值取所有 $\hat{L}_k(t)$ 值的算术平均值，即

$$\hat{L} = \frac{\sum_{k=1}^{n-3} \sum_{t=1}^{n-2-k} \hat{L}_k(t)}{(n-2)(n-3)/2} \quad (7)$$

⑤模型参数 V_1 、 V_2 、 V_3 求解。令 $Z(t) = e^{Lt}$ ，则可将式 (4) 变换为：

$$\hat{x}_{t+1}^{(1)} = V_1 Z(t) + V_2 t + V_3 \quad (8)$$

用最小二乘法求取参数 V_1 、 V_2 、 V_3 的估计值，其中

$$x^{(1)} = \begin{bmatrix} x_1^{(1)} \\ x_2^{(1)} \\ \vdots \\ x_n^{(1)} \end{bmatrix}, V = \begin{bmatrix} V_1 \\ V_2 \\ V_3 \end{bmatrix}, A = \begin{bmatrix} Z(t) & 1 & 1 \\ Z(t) & 2 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ Z(t) & n & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

参数向量 V 的矩阵估计式为：

$$V = (A^T A)^{-1} A^T x^{(1)} \quad (10)$$

⑥得到生成序列 $x_t^{(1)}$ 的预测值后累减还原, 得到中长期负荷预测模型 $y(t)$:

$$\begin{cases} y(1) = \hat{x}_1^{(0)} = \hat{x}_1^{(1)} \\ y(t+1) = \hat{x}_{t+1}^{(0)} = \hat{x}_{t+1}^{(1)} - \hat{x}_t^{(1)} \end{cases} \quad (11)$$

2 基于马尔科夫链的误差估计及 GLRM-MC 模型建模

马尔科夫链是分析多元组合状态随机过程的有力工具, 能基于相对少量的历史数据进行建模, 进而以解析的方式分析随机序列的时序变化特性, 不需要进行大量模拟计算^[4]。

2.1 分析 GLRM 模型拟合序列相对误差的状态转移规律, 并建立误差状态转移矩阵

利用上一节中搭建的 GLRM 预测模型 $y(t)$, 对 $x_t^{(0)}$ 进行拟合预测, 得到拟合值序列 Q'_t , 预测值序列 Q_t ; 其中 $Q'_t = y(t)$, $t=1, 2, \dots, n$; $Q_t = y(t)$, $t=n+1, n+2, \dots, n+m$, m 为所需预测值个数。

拟合数据的误差序列 $D(t)$:

$$D(t) = (Q'_t - x_t^{(0)}) / x_t^{(0)}, \quad t=1, 2, \dots, n \quad (12)$$

$D(t)$ 呈现随机性和离散性, 利用马尔科夫链转移矩阵刻画转移规律。下面给出具体的分析方法。

根据预测所得的误差大小, 将其划分为 N 个区间, 并记为 $N(N \leq n)$ 个等级, $|E_1, E_2, \dots, E_N|$, 将每个误差等级看作一个误差状态。对于误差数列, 确定 n 个时间范围内 E_i 发生的总次数 S_i 和从状态 E_i 转移到状态 E_j 的转移次数 S_{ij} , 得到灰色线性回归中长期负荷预测模型从误差状态 E_i 转移到状态 E_j 的转移概率 P_{ij} , 其与转移的起始时间无关, 应用齐次马尔科夫链,

$$P_{ij} = S_{ij} / S_i, \quad i, j=1, 2, \dots, N, \quad (13)$$

由式 (13) 可得到模型预测误差的状态转移概率矩阵 P :

$$P = \begin{bmatrix} P_{11} & \cdots & P_{1N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{N1} & \cdots & P_{NN} \end{bmatrix} \quad (14)$$

2.2 基于马尔科夫链的误差定量估计方法及 GLRM-MC 模型建模

利用 GLRM 模型进行预测时, 虽然较传统的灰色模型适用范围变广, 但仍存在对随机波动性大的负荷序列预测误差偏大的灰色模型固有缺陷, 因此, 需要对预测值的误差进行定量估计, 弥补灰色预测的局限, 在此基础上建立 GLRM-MC 模型。

步骤如下:

①根据拟合误差 $D(t)$ 序列的最大和最小值, 等间隔将误差划分为 $|E_1, E_2, \dots, E_N|$ 共 N 个状态, 确定各状态的发生次数 S , 根据式 (13) 和式 (14) 构造误差状态转移概率矩阵。

②设 $D(n)$ 所处的误差状态为 E_i , E_i 状态的行向量 A_i 作为起始状态概率行向量, 与状态转移概率矩阵相乘, 得到新状态矩阵:

$$A_{n+1} = A_i P \quad (15)$$

③若 A_{n+1} 中最大值所在第 k 列, 则可认为 $t=n+1$ 时, 误差状态从 E_i 转向状态 E_k 的概率最大, E_k 即为 $n+1$ 时刻误差最有可能所在的区间, 预测误差定量估计值为:

$$D(n+1) = \frac{\Delta h(E_k) + \Delta d(E_k)}{2} \quad (16)$$

其中, $\Delta h(E_k)$ 和 $\Delta d(E_k)$ 分别为负荷预测值误差所在状态 E_k 的上下限值。

④建立 GLRM 模型预测值的修正模型为:

$$\Delta y(t) = \frac{\Delta h(E) + \Delta d(E)}{2} \quad (17)$$

其中 $\Delta h(E)$ 、 $\Delta d(E)$ 分别表示 t 时刻误差最有可能所处状态的上下限值, $t=n+1, n+2, \dots, n+m$ 。

⑤建立 GLRM-MC 模型, 记为 $y^*(t)$:

$$\begin{cases} y^*(t) = y(t) = \hat{x}_t^{(0)}, t=1, 2, \dots, n \\ y^*(t) = \frac{y(t)}{1 + \frac{\Delta h(E) + \Delta d(E)}{2}}, t=n+1, n+2, \dots, n+m \end{cases} \quad (18)$$

3 算例分析

为正确评价本文提出的 GLRM-MC 预测模型的有效性, 采用某地区 2006–2016 年的年负荷数据

进行 Matlab 仿真验证，并与传统的 GM 模型、GLRM 模型进行对比分析。以某地区 2006–2013 年负荷数据为建模数据(见表 1)，预测 2014–2016 年发电量，并用 2014–2016 年实际的负荷数据进行

验证。由表 1 可知，建模的数据存在逐年增长的趋势，也存在随机性的波动。首先使用传统的 GM 模型、GLRM 模型两种模型建模预测，拟合预测结果见表 1。

表 1 GM 与 GLRM 两种模型拟合预测对比
Table 1 Fitting prediction results comparison of GM and GLRM

年份	原始数据 / 亿 kW·h	GM 模型		GLRM 模型	
		拟合与预测值 / 亿 kW·h	相对误差 / %	拟合与预测值 / 亿 kW·h	相对误差 / %
2006	703.1	703.1	0.00	680.6	-3.20
2007	806.6	855.6	6.07	837.9	3.88
2008	915.6	927.7	1.32	930.7	1.65
2009	998.2	1 005.9	0.77	1 022.1	2.39
2010	1 204.0	1 090.6	-9.42	1 200.9	-0.26
2011	1 205.9	1 182.5	-1.94	1 288.3	6.83
2012	1 214.7	1 282.2	5.56	1 306.2	7.53
2013	1 388.5	1 390.2	0.12	1 374.5	-1.01
2014	1 420.9	1 507.4	6.09	1 459.3	2.70
2015	1 480.7	1 634.4	10.38	1 542.9	4.20
2016	1 538.8	1 772.2	15.17	1 625.2	5.61
	平均相对误差	-	3.10	-	2.76
	平均预测相对误差	-	10.55	-	4.17

针对原始负荷数据采用传统 GM 模型建模，虽然拟合效果较好，但预测误差偏大，最大达到 15.17%，平均预测误差为 10.55%，平均拟合预测相对误差为 3.10%。针对原始负荷数据采用 GLRM 模型建模，平均预测相对误差为 4.17%，平均拟合预测相对误差为 2.76%，虽然较实际数据的拟合精度比传统 GM (1,1) 模型稍差，但预测精度明显高于传统 GM 模型。为更好的提高预测精度，本文采用 MC 理论，对 GLRM 模型预测产生的误差进行估计，修正 GLRM 模型负荷预测值以提高预测准确度。

GLRM 模型对负荷数据进行拟合时产生误差序列 $D = [-3.20, 3.88, 1.65, 2.39, -0.26, 6.83, 7.53, -1.01]$ ，根据 MC 原理进行误差大小状态估计。根据拟合的误差大小，对其进行状态划分，由 $D \in (-3.20 \sim 7.53)$ ，将其划分为四个状态 $E_1、E_2、E_3、E_4$ ，2006 年–2013 年负荷预测的相对误差所处状态以及状态划分范围，如表 2 所示。

表 2 GLRM 模型 2006–2013 年负荷相对误差状态
Table 2 Relative error state for the GLRM model in 2006–2013

年份	误差/%	状态	状态划分范围
2006	-3.20	E_4	-3.20 ~ -0.53
2007	3.88	E_2	2.16 ~ 4.85
2008	1.65	E_3	-0.53 ~ 2.16
2009	2.39	E_2	2.16 ~ 4.85
2010	-0.26	E_3	-0.53 ~ 2.16
2011	6.83	E_1	4.85 ~ 7.53
2012	7.53	E_1	4.85 ~ 7.53
2013	-1.01	E_4	-3.20 ~ -0.53

根据式 (13) 和式 (14)，依次计算，得到状态转移矩阵为：

$$P = \begin{bmatrix} 1/2 & 0 & 0 & 1/2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1/2 & 1/2 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

，由于 2013

年处在 E_4 状态，则根据式 (15)，来进行预测 2014 年相对误差所处状态最有可能为 E_2 ，2015 年相对误差所处状态最有可能为 E_3 ，2016 相对误差所处状态 $E_1、E_2$ 所占几率各为一半，则取 $E_1、E_2$ 状态区间的中值作为误差估计值。利用这个结果对 GLRM 模型预测结果进行修正，由表 3 可以看出，GLRM 模型在经过 MC 误差估计修正后，平均预测相对误差由 4.17% 降至 1.11%，极大地提高了预测精度。

表 3 GLRM 与 GLRM-MC 两种模型预测对比

Table 3 Prediction results comparison of GLRM and GLRM-MC

年份	实际数据/ 亿 kW·h	GLRM 模型预测 值/亿 kW·h	GLRM 相对 误差/%	相对误差预测 状态	MC 误差估 计值/%	GLRM-MCM 模型 预测值/亿 kW·h	GLRM-MC 相对误差/%
2014	1 420.9	1 459.3	2.70	E_2	3.50	1 409.9	-0.77
2015	1 480.7	1 542.9	4.20	E_3	0.82	1 530.4	3.36
2016	1 538.8	1 625.2	5.61	$E_1、E_2$	4.85	1 550.0	0.73

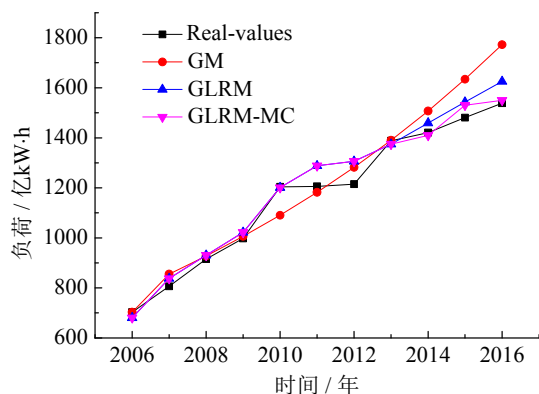


图 1 不同模型中长期负荷预测的结果对比

Fig. 1 Results comparison of medium and long term load forecasting in different models

为了将本文提出的方法与其他方法更加直观地对比,图 1 展示了采用传统 GM 模型、GLRM 模型以及 GLRM-MC 模型对年负荷进行的拟合预测结果。可以得出:GM 模型虽然拟合效果较好,但预测效果明显差于 GLRM 模型以及 GLRM-MC 模型,而 GLRM-MC 模型拟合与预测效果更加稳定,预测效果远优于其他两种模型。

为了进一步评价预测效果,这里采用平均绝对误差 MAE、均方根误差 RMSE 以及平均预测精度 MPA 来评价模型预测效果:

$$E_{MAE} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{\hat{x}_t - x_t}{x_t} \right| \times 100\% \quad (19)$$

$$E_{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left(\frac{\hat{x}_t - x_t}{x_t} \right)^2} \times 100\% \quad (20)$$

$$A_{MPA} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left(1 - \left| \frac{\hat{x}_t - x_t}{x_t} \right| \right) \times 100\% \quad (21)$$

式中, \hat{x}_t 、 x_t 分别为负荷预测值和实际值; n 为预测数据个数。

不同模型中长期负荷预测效果如表 4 所示。可以看出, GLRM-MC 模型的预测误差最小,具有最高的预测精度。

表 4 不同模型中长期负荷预测效果对比

Table 4 Effect comparison of medium and long term load forecasting in different models

模型	$E_{MAE} / \%$	$E_{RMSE} / \%$	$A_{MPA} / \%$
GM	10.55	11.18	89.45
GLRM	4.17	4.34	95.83
GLRM-MC	1.62	2.03	98.38

4 结 论

本文提出了一种基于 GLRM-MC 模型的中长期负荷预测新方法。针对传统灰色模型中忽略了数据线性发展趋势的问题,搭建 GLRM 负荷预测模型,并给出了预测模型的参数识别算法。采用 GLRM 模型对原始负荷序列进行拟合预测,利用 MC 原理分析模型拟合误差的转移规律,提出基于 MC 的误差预测定量估计方法;在此基础上,建立了 GLRM-MC 模型,对 GLRM 模型的负荷预测值进行预测误差动态修正。该模型对随机性的干扰具有自适应能力,弥补了灰色预测对随机波动性大的序列预测误差偏大,或者拟合效果较好而预测效果较差的缺陷。为验证模型效果,分别采用 GM 模型、GLRM 模型以及 GLRM-MC 模型,使用 2006–2013 年某地区负荷数据建模,预测 2014–2016 年的负荷,预测结果证明了 GLRM-MC 模型的预测精度明显高于其他两种模型,更准确地把握了实际负荷数据的内在变化规律,且拟合与预测效果较稳定,体现了其在中长期负荷预测中的有效性,更具有实际意义。

参考文献:

- [1] 肖白,周潮,穆钢. 空间电力负荷预测方法综述与展望[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(25): 78-92. DOI: 10.13334/j.0258-8013.psee.2013.25.026.

- [2] 郑志杰, 李磊, 赵兰明. 考虑数据不确定性的中长期电力负荷预测[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(7): 123-126, 132. DOI: 10.3969/j.issn.1674-3415.2011.07.023.
- [3] 张瑞冬. 基于模糊神经网络的短期电力负荷预测[D]. 桂林: 广西师范大学, 2015.
- [4] 张素香, 赵丙镇, 王风雨, 等. 海量数据下的电力负荷短期预测[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 37-42. DOI: 10.13334/j.0258-8013.pcsee.2015.01.005.
- [5] 李瑾, 刘金朋, 王建军. 采用支持向量机和模拟退火算法的中长期负荷预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(16): 63-66.
- [6] HONG W C. Electric load forecasting by support vector model[J]. Applied mathematical modelling, 2009, 33(5): 2444-2454. DOI: 10.1016/j.apm.2008.07.010.
- [7] 毛李帆, 江岳春, 姚建刚, 等. 采用正交信号修正法与偏最小二乘回归的中长期负荷预测[J]. 中国电机工程学报, 2009, 29(16): 82-88.
- [8] 沈志忠. 基于改进灰色模型的中长期电力负荷预测[D]. 成都: 西华大学, 2016.
- [9] 王大鹏, 汪秉文. 基于变权缓冲灰色模型的中长期负荷预测[J]. 电网技术, 2013, 37(1): 167-171.
- [10] 刘思峰, 谢乃明. 灰色系统理论及其应用[M]. 4版. 北京: 科学出版社, 2008: 25-40.
- [11] 刘宗明, 贾志绚, 李兴莉. 基于灰色马尔科夫链模型的交通量预测[J]. 华东交通大学学报, 2012, 29(1): 30-34. DOI:10.3969/j.issn.1005-0523.2012.01.007.
- [12] 曹益铭, 季民, 张广学, 等. 基于 Matlab 的灰色回归组合模型在沉降监测中的应用[J]. 测绘与空间地理信息, 2017, 40(2): 27-28, 34. DOI: 10.3969/j.issn.1672-5867.2017.02.008.
- [13] DOBAKSHARI A S, FOTUHI-FIRUZABAD M. A reliability model of large wind farms for power system adequacy studies[J]. IEEE transactions on energy conversion, 2009, 24(3): 792-801. DOI: 10.1109/TEC.2009.2025332.
- [14] 祝锦舟, 张焰, 华月申, 等. 基于马尔科夫链的电力负荷优化组合及应用[J]. 电网技术, 2016, 40(8): 2437-2443. DOI: 10.13335/j.1000-3673.pst.2016.08.027.

作者简介:

崔琼(1982-), 女, 硕士, 助理研究员, 主要从事微电网负荷预测及能量管理研究。

舒杰(1969-), 男, 博士, 研究员, 主要从事可再生能源及微电网技术研究。