

# 基于多变量灰色预测模型的省级 电力公司中长期电量预测

蒋浩然<sup>1</sup>, 刘小聪<sup>2</sup>, 李 扬<sup>1</sup>

(1. 东南大学 电气工程学院, 南京 210096;

2. 国网能源研究院有限公司, 北京 102209)

Mid-and-long term electricity consumption forecasting of provincial power companies  
based on multi-variable gray forecasting model

JIANG Haoran<sup>1</sup>, LIU Xiaocong<sup>2</sup>, LI Yang<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China;

2. State Grid Energy Research Institute Co., Ltd., Beijing 102209, China)

**摘要:**目前我国中长期电量预测的结果准确度难以进一步提高,且传统GM(1,1)由于其自身特点,已不再适应近年来全社会用电量变化呈现出的新规律。基于省级电力公司各产业全社会用电量数据,分析了用电量的变化规律。通过挖掘各产业影响用电量变化的因素,分产业建立多变量灰色预测模型,预测了江苏省2016—2018年全社会用电量,预测结果可靠。最后对模型应用的特点进行了总结。

**关键词:**电量预测;多变量灰色模型;关联度分析

**Abstract:** At present, the accuracy of domestic mid-and-long term power forecasting is hard to be further improved. Because of its own characteristics, traditional GM (1,1) no longer meets the new law of total electricity consumption in recent years. Based on the total electricity consumption data of various industries in provincial power companies, the changing law of electricity consumption is analyzed. Through mining various factors that influence the change of power consumption in each industry, multi-variable gray models are established to forecast the whole society's electricity consumption respectively in Jiangsu Province from 2016 to 2018, and the result is reliable. Finally, the characteristics of the model application are summarized.

**Key words:** electricity consumption forecasting; multi-variable gray model; correlation analysis

中图分类号:F407.6;TM715;TK018 文献标志码:A

## 0 引言

电力是经济社会发展的通用性能源,也是国家能源战略的核心要素。负荷预测一直是电力公司规划和运行中的重要环节<sup>[1-2]</sup>。中长期电量预测作为制定发电计划和电力系统发展规划的基础工作,关键在于掌握预测对象的历史变化规律,并分析预测对象与影响因素的关系。一个好的预测模型应当能够描述这种变化的规律<sup>[3]</sup>。

中长期电量预测的对象往往都是一个地区的总电量,其时间序列一般是逐年增长的,用传统的趋势外推法一般就可以较准确地预测,常用的方法包括时间序列法和灰色理论等<sup>[4-5]</sup>。时间序列法注重年度电量数据自身的规律性而忽视了影响因素

的作用。传统的灰色模型GM(1,1)适用于波动不大,发展趋势呈现指数型增长的数据,但是随着我国经济发展进入新常态,这种预测模式的准确度可能会降低。文献[6]将偏最小二乘回归分析理论应用于中长期电力负荷预测;文献[7]提出了一种基于等维信息矩阵和残差修正的灰色理论改进方法;文献[8]以主要影响因素对负荷变化过程进行动力方程反演,并结合自记忆模型,拟合及预测负荷数据;文献[9]兼容5种预测方法的实用性和准确性,提出了1种优选组合的负荷预测方法。另一方面,多变量灰色预测模型被应用于变压器运行状态评估和短期电力负荷预测<sup>[10]</sup>,但鲜有学者将其应用于电力系统中长期电量预测。

地区总电量由各行业电量组成,不同行业有各自的用电特性,行业电量发展规律较为明显,对行业电量预测有较高的可信度。本文通过挖掘各产业影响用电量变化的因素,运用灰色关联度分析法研究主序列与影响因素序列的内在联系,并在此基础上

收稿日期:2018-08-06;修回日期:2018-11-07

基金项目:国家电网公司科技项目(XM2016020033815)

This work is supported by Science and Technology Project of State Grid (No. XM2016020033815)

分产业建立多变量灰色预测模型 MGM(1,n), 提供多种曲线发展的模式, 取得了较好的预测结果。

## 1 MGM(1,n)建模

### 1.1 关联度分析

衡量影响因素与用电量关联度的大小, 常用的方法是灰色关联度分析法<sup>[10-11]</sup>, 具体步骤如下。

(1) 建立目标序列  $X_1$  和影响因素序列  $X_i$

$$X_1 = (x_1(1), x_1(2), \dots, x_1(n)) \quad (1)$$

$$X_i = (x_i(1), x_i(2), \dots, x_i(n)) \quad i = 2, 3, \dots, m \quad (2)$$

(2) 将所有序列作标么化处理

$$X'_i = \frac{x_i}{x_i(1)} = (x'_i(1), x'_i(2), \dots, x'_i(n)) \quad i = 1, 2, \dots, m \quad (3)$$

(3) 计算灰色关联系数

依次计算影响因素序列与目标序列的差

$$\Delta_i(j) = |x'_i(j) - x'_1(j)| \quad j = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

建立差序列

$$\Delta_i = (\Delta_i(1), \Delta_i(2), \dots, \Delta_i(n)) \quad i = 2, 3, \dots, m \quad (5)$$

记第二级最大和最小差分别为  $\Delta_{\max}$  和  $\Delta_{\min}$

$$\Delta_{\max} = \max_i \max_j \Delta_i(j), \Delta_{\min} = \min_i \min_j \Delta_i(j) \quad (6)$$

关联系数

$$\xi(j) = \frac{\Delta_{\min} + \rho \Delta_{\max}}{\Delta_i(j) + \rho \Delta_{\max}}, \rho \in (0, 1), \rho \text{取} 0.5 \quad (7)$$

(4) 得出灰色关联系数

$$\gamma_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \xi_i(j) \quad (8)$$

### 1.2 多变量灰色预测模型<sup>[12]</sup>

(1) 生成原始主序列

$$X_1^{(0)} = [x_1^{(0)}(1), x_1^{(0)}(2), \dots, x_1^{(0)}(n)] \quad (9)$$

(2) 选择并生成相关影响因素序列

$$X_i^{(0)} = [x_i^{(0)}(1), x_i^{(0)}(2), \dots, x_i^{(0)}(n)] \quad i = 2, 3, \dots, n \quad (10)$$

(3) 对所有序列作累加, 生成一次累加序列

$$x_i^{(1)}(j) = \sum_{k=1}^j x_i^{(0)}(k) \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

(4) 建立多变量灰色预测模型

$$\begin{cases} \frac{dx_1^{(1)}}{dt} = a_{11}x_1^{(1)} + a_{12}x_2^{(1)} + \dots + a_{1n}x_n^{(1)} + b_1 \\ \frac{dx_2^{(1)}}{dt} = a_{21}x_1^{(1)} + a_{22}x_2^{(1)} + \dots + a_{2n}x_n^{(1)} + b_2 \\ \vdots \\ \frac{dx_n^{(1)}}{dt} = a_{n1}x_1^{(1)} + a_{n2}x_2^{(1)} + \dots + a_{nn}x_n^{(1)} + b_n \end{cases} \quad (12)$$

记

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} \end{bmatrix}, B = (b_1, b_2, \dots, b_n)^T$$

则式(12)改写为

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} = AX^{(1)} + B \quad (13)$$

(5) 对式(7)作离散化处理, 得到

$$x_i^{(0)}(k) = \sum_{j=1}^n a_{ij} z_j^{(0)}(k) + b_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad k = 2, 3, \dots, m \quad (14)$$

式中:  $z_i^{(0)}(k) = \frac{1}{2}(x_j^{(0)}(k) + x_j^{(0)}(k-1))$ 。

(6) 计算各参数的估计值, 记

$$\begin{cases} H = \begin{bmatrix} \tilde{a}_{11} & \tilde{a}_{12} & \dots & \tilde{a}_{1n} \\ \tilde{a}_{21} & \tilde{a}_{22} & \dots & \tilde{a}_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \tilde{a}_{n1} & \tilde{a}_{n2} & \dots & \tilde{a}_{nn} \\ \tilde{b}_1 & \tilde{b}_2 & \dots & \tilde{b}_n \end{bmatrix} \\ Y = \begin{bmatrix} x_1^{(0)}(2) & x_2^{(0)}(2) & \dots & x_n^{(0)}(2) \\ x_1^{(0)}(3) & x_2^{(0)}(3) & \dots & x_n^{(0)}(3) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_1^{(0)}(m) & x_2^{(0)}(m) & \dots & x_n^{(0)}(m) \end{bmatrix} \\ L = \begin{bmatrix} \bar{x}_1^{(1)}(2) & \bar{x}_2^{(1)}(2) & \dots & \bar{x}_n^{(1)}(2) & 1 \\ \bar{x}_1^{(1)}(3) & \bar{x}_2^{(1)}(3) & \dots & \bar{x}_n^{(1)}(3) & 1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \bar{x}_1^{(1)}(m) & \bar{x}_2^{(1)}(m) & \dots & \bar{x}_n^{(1)}(m) & 1 \end{bmatrix} \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $\bar{x}_n^{(1)}(m) = \frac{1}{2}(x_n^{(0)}(m) + x_n^{(0)}(m-1))$ 。

则由最小二乘法得

$$H = (L^T L)^{-1} L^T Y \quad (16)$$

从而得到  $A$  和  $B$  的估计值  $\tilde{A}$  和  $\tilde{B}$ 。

(7) 将式(13)的解离散化, 即为累加预测模型

$$\tilde{X}^{(0)}(k+1) = e^{\tilde{A}k}(\tilde{X}^{(0)}(1) + \tilde{A}^{-1}\tilde{B}) - \tilde{A}^{-1}\tilde{B} \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (17)$$

$$\tilde{X}^{(0)}(1) = X^{(0)}(1) \quad (18)$$

(8) 还原得到初始目标序列预测模型

$$\tilde{X}^{(0)}(k) = \tilde{X}^{(1)}(k) - \tilde{X}^{(1)}(k-1) \quad k = 2, 3, \dots, n \quad (19)$$

$$\tilde{X}^{(0)}(1) = \tilde{X}^{(1)}(1) = x^{(0)}(1) \quad (20)$$

(9) 模型误差检验

可采用后验误差法, 分别计算原始序列的均值  $\bar{x}^{(0)}$  和方差  $S_2$ 、残差序列的均值  $\bar{\varepsilon}^{(0)}$  和方差  $S_1$ 。计算后验差比值  $C$  和小误差概率  $P$

$$C = S_1/S_2 \quad (21)$$

$$P(|\varepsilon^{(0)}(k) - \bar{\varepsilon}^{(0)}|) < 0.674S_2 \quad (22)$$

表1为预测精度等级划分, 以此评价模型精度。

表1 预测精度等级划分

Tab. 1 Prediction accuracy classification

| 等级 | P     | C     | 等级  | P     | C     |
|----|-------|-------|-----|-------|-------|
| 好  | >0.95 | <0.35 | 合格  | >0.85 | <0.45 |
| 勉强 | >0.7  | <0.5  | 不合格 | ≤0.75 | ≥0.65 |

2 分行业电量建模与预测

根据历史数据对江苏省各产业用电量分别建模预测,最后累加得到全社会用电量预测值。

2.1 第一产业

利用 Matlab 编程计算第一产业用电量与从业人数、产业增加值、农作物播种面积、前一年用电量等影响因素的关联度大小分别为 0.691 7、0.515 0、0.744 2、0.751 2。

按照关联度大小顺序,依次增加影响因素个数,建立了 MGM(1,2)、MGM(1,3)、MGM(1,4)、MGM(1,5)等 4 个模型,对 2005—2015 年第一产业用电量数据进行拟合,即 MGM(1,2)考虑前一年用电量这一影响因素,MGM(1,3)考虑前一年用电量和农作物播种面积这两个影响因素,以此类推。并给出 2016—2018 年的预测结果,如图 1 所示。模型误差检验结果见表 2。

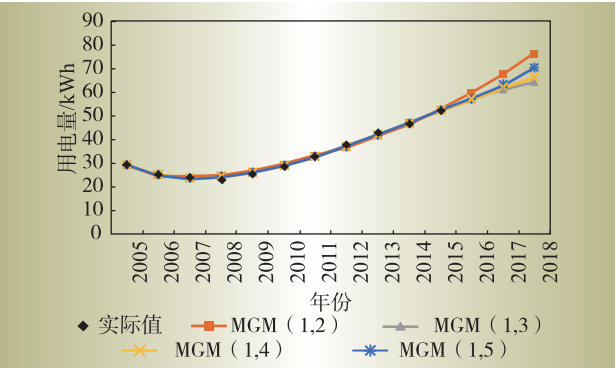


图 1 第一产业用电量 MGM(1,n) 预测曲线  
Fig. 1 MGM(1,n) forecasting curves of the electricity consumption of the first industry

表 2 第一产业用电量 MGM(1,n) 模型精度评价  
Tab. 2 MGM(1,n) model accuracy evaluation of the first industry electricity consumption

| 模型 | MGM(1,2) | MGM(1,3) | MGM(1,4) | MGM(1,5) |
|----|----------|----------|----------|----------|
| C  | 0.312 0  | 0.240 8  | 0.236 4  | 0.235 7  |
| P  | 1        | 1        | 1        | 1        |
| 评价 | 好        | 好        | 好        | 好        |

可以看出,建立的 4 个预测模型对于历史数据都有较好的拟合度,影响因素个数越多,拟合效果越好,故最终选用的为 MGM(1,5) 模型。

2.2 第二产业

计算第二产业用电量与从业人数、产业增加值、进出口总额、前一年用电量的关联度大小分别为 0.542 0、0.645 2、0.735、0.731 6。

按照第二产业前一年用电量、产业增加值、从业人数的顺序依次增加影响因素个数,并建立灰色

预测模型,拟合及预测结果如图 2 所示,模型精度评价见表 3。

从图 2 和表 3 可以看出,MGM(1,2)、MGM(1,3) 精度较好,但是预测的结果从 2016 年开始保持负增长,这显然是不符合实际的;而 MGM(1,4) 模型的精度很高,且曲线的发展趋势合理,故第二产业用电量选择 MGM(1,4) 作为其预测模型。

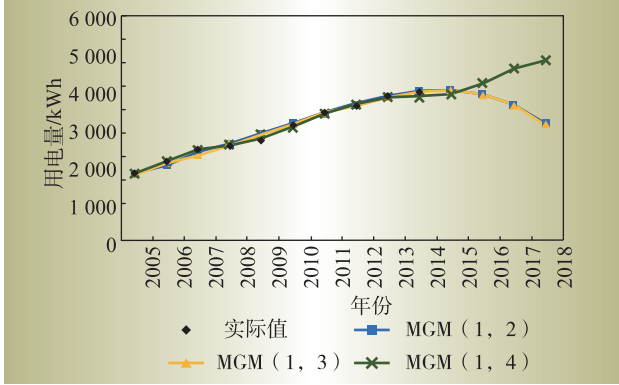


图 2 第二产业用电量 MGM(1,n) 预测曲线  
Fig. 2 MGM(1,n) forecasting curves of electricity consumption of the second industry

表 3 第二产业用电量 MGM(1,n) 模型精度评价  
Tab. 3 MGM(1,n) model accuracy evaluation of electricity consumption of the second industry

| 模型 | MGM(1,2) | MGM(1,3) | MGM(1,4) |
|----|----------|----------|----------|
| C  | 0.324 6  | 0.325 7  | 0.270 0  |
| P  | 1        | 1        | 1        |
| 评价 | 好        | 好        | 好        |

2.3 第三产业

计算第三产业用电量与从业人数、产业增加值、居民可支配收入、前一年用电量等影响因素的关联度大小分别为 0.587 2、0.700 7、0.842 6、0.878 5。第三产业用电量 MGM(1,n) 预测曲线如图 3 所示。

根据图 3 和表 4,第三产业用电量影响因素只能选用 2 个:前一年用电量和城镇居民人均可支配收

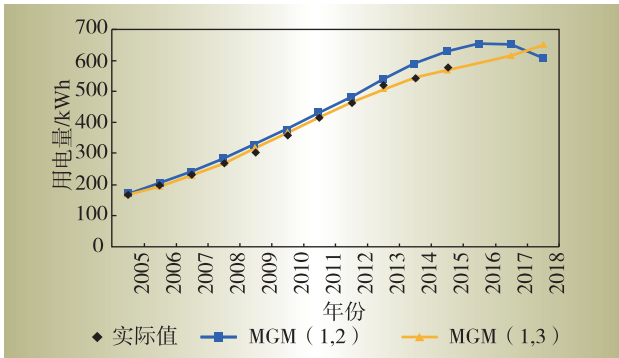


图 3 第三产业用电量 MGM(1,n) 预测曲线  
Fig. 3 MGM(1,n) forecasting curves of electricity consumption of the third industry

入。MGM(1,2)的趋势不合理,选择3个及以上影响因素模型的C值均超过1,故舍弃。最终选择MGM(1,3)作为第三产业用电量预测模型。

表4 第三产业用电量MGM(1,n)模型精度评价  
Tab.4 MGM(1,n) model accuracy evaluation of the third industry electricity consumption

| 模型 | MGM(1,2) | MGM(1,3) |
|----|----------|----------|
| C  | 0.310 3  | 0.220 1  |
| P  | 1        | 1        |
| 评价 | 好        | 好        |

2.4 居民生活

最后计算居民生活用电量与人口、地区生产总值、年平均气温、城镇人口比例、前一年用电量等影响因素的关联度大小分别为0.566 6、0.717 2、0.568 9、0.599 6、0.880 4。居民生活用电量MGM(1,n)预测曲线如图4所示。居民生活用电量MGM(1,n)模型精度评价如表5所示。

对于居民生活用电量建模,影响因素依次添加城镇人口比例、年平均气温、前一年用电量、总人口数。

根据图4和表5,MGM(1,3)和MGM(1,5)的拟合效果较好,但是曲线趋势发展过于平缓,不符合实际。MGM(1,4)模型精度合格,增长趋势合理,故居民生活用电量预测采用MGM(1,4)模型。

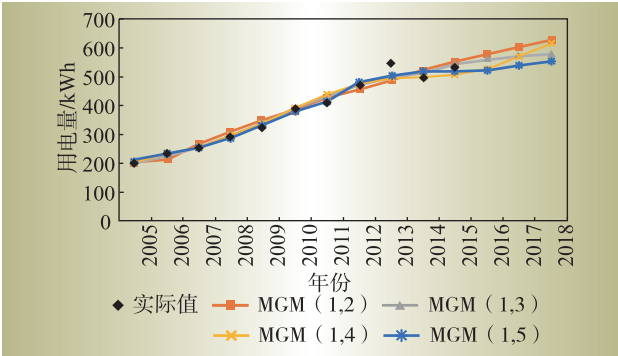


图4 居民生活用电量MGM(1,n)预测曲线  
Fig.4 MGM(1,n) forecasting curves of the household electricity consumption

表5 居民生活用电量MGM(1,n)模型精度评价  
Tab.5 MGM(1,n) model accuracy evaluation of the household electricity consumption

| 模型 | MGM(1,2) | MGM(1,3) | MGM(1,4) | MGM(1,5) |
|----|----------|----------|----------|----------|
| C  | 0.438 3  | 0.410 7  | 0.412 6  | 0.379 6  |
| P  | 1        | 1        | 1        | 1        |
| 评价 | 合格       | 合格       | 合格       | 合格       |

3 误差分析

如图5所示,将第一、二、三产业以及居民模型合计得到江苏省全社会总的预测模型,具体拟合数据见表6。2016—2018年预测数据分别为5 375.228、5 825.13、6 142.62亿/kWh。

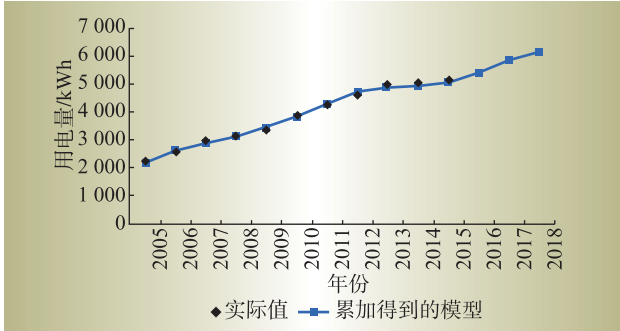


图5 累加得到的全社会用电量预测曲线  
Fig.5 Forecasting curves of the whole society electricity consumption by accumulating

表6 全社会用电量累加模型拟合数据  
Tab.6 Fitting data of the whole social electricity consumption model

| 年份       | 2005     | 2006     | 2007     | 2008     | 2009     | 2010     |
|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 用电量/亿kWh | 2 193.45 | 2 569.76 | 2 952.01 | 3 118.33 | 3 313.98 | 3 864.37 |
| 拟合值/亿kWh | 2 193.45 | 2 577.71 | 2 889.33 | 3 139.95 | 3 421.49 | 3 813.39 |
| 误差/%     | 0.00     | 0.31     | -2.12    | 0.69     | 3.24     | -1.32    |
| 年份       | 2011     | 2012     | 2013     | 2014     | 2015     |          |
| 用电量/亿kWh | 4 281.62 | 4 580.91 | 4 956.62 | 5 012.54 | 5 114.7  |          |
| 拟合值/亿kWh | 4 279.01 | 4 671.83 | 4 873.44 | 4 934.12 | 5 051.62 |          |
| 误差/%     | -0.06    | 1.98     | -1.68    | -1.56    | -1.23    |          |

模型误差取各年份误差绝对值的平均数,计算得到该模型误差为1.29%。2016年,江苏省全社会用电量为5 458.9亿kWh,2017年达到5 807.9亿kWh。所以,2016年预测误差为-1.53%,2017年预测误差为0.30%,预测结果准确。

4 结论

本文基于省级电力公司各产业历史全社会用电量数据,分析了用电量的变化规律。通过挖掘各产业影响用电量变化的因素,分别建立多变量灰色预测模型MGM(1,n),预测了江苏省2016—2018年全社会用电量,预测结果可靠。可得出以下结论:



(1) 分产业建立多变量灰色预测模型 MGM(1, n) 能够获得精度较高的预测结果;

(2) 影响因素的选择主要参考灰色关联度的大小, 但需要具体问题具体分析, 选择合适的曲线发展模式;

(3) 影响因素的个数增加一般会提高模型拟合精度, 但在某些情况下, 因素过多会导致模型误差严重增加, 失去使用价值;

(4) 根据多变量灰色预测模型 MGM(1, n) 的原理可知, 其中期尺度的范围内预测效果较好, 随着预测年限推移, 预测误差将不断增大, 不适合长期电量预测。D

### 参考文献:

- [1] KHUNTIA S R, RUEDA J L, MART A M M VAN DER MEIJDEN. Forecasting the load of electrical power systems in mid-and long-term horizons: a review[J]. Let Generation Transmission & Distribution, 2016, 10 (16):16-22.
- [2] 王啸峰, 苏慧玲, 宋天立, 等. 基于负荷细分的差异化用户基线负荷预测[J]. 电力工程技术, 2018, 37(6): 33-38.
- WANG Xiaofeng, SU Huiling, SONG Tianli, et al. Differential customer baseline load forecasting based on load subdivision [J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 37(6):33-38.
- [3] 康重庆, 夏清, 刘梅. 电力系统负荷预测[M]. 中国电力出版社, 2007.
- KANG Chongqing, XIA Qing, LIU Mei. Power system load forecasting[M]. China Electric Power Press, 2007.
- [4] 夏耀杰. 最优组合预测方法在中长期电力负荷预测中的应用[J]. 电力需求侧管理, 2016, 18(4):18-23.
- XIA Yaojie. Application of the optimal combined forecasting method in mid-long term power load forecasting [J]. Power Demand Side Management, 2016, 18(4):18-23.
- [5] 蒋燕, 王少杨, 封芸. 基于递归等权组合模型的中长期电力负荷预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2012, 24 (1):151-155.
- JIANG Yan, WANG Shaoyang, FENG Yun. Medium-long term power load forecasting based on recursive right combination model[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2012, 24(1):151-155.
- [6] 毛李帆, 江岳春, 龙瑞华, 等. 基于偏最小二乘回归分析的中长期电力负荷预测[J]. 电网技术, 2008(19): 71-77.
- MAO Lifan, JIANG Yuechun, LONG Ruihua, et al. Medium and long term load forecasting based on partial least

squares re-gression analysis[J]. Power System Technology, 2008 (19):71-77.

- [7] 刘宇, 郭林, 阳锋, 等. 基于改进灰色理论的中长期负荷预测方法研究[J]. 电网与清洁能源, 2016, 32(8): 51-56.
- LIU Yu, GUO Lin, YANG Feng, et al. Medium and long term load forecasting based on improved gray theory [J]. Power System and Clean Energy, 2016, 32(8):51-56.
- [8] 邹晶晶, 姚建刚, 孔维辉, 等. 基于多变量时间序列反演自记忆模型的中长期电力负荷预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017(10):98-105.
- ZOU Pinjing, YAO Jiangang, KONG Weihui, et al. Mid-long term power load forecasting based on multivariable time series inversion self-memory model[J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2017(10):98-105.
- [9] 马星河, 闫炳耀, 唐云峰, 等. 基于优选组合预测技术的中长期负荷预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2015, 27(6):62-67.
- MA Xinghe, YAN Bingyao, TANG Yunfeng, et al. Medium and long-term load forecasting based on optimized combination forecast technology [J]. Proceedings of the CSU-EPSA, 2015, 27(6):62-67.
- [10] 刘文颖, 门德月, 梁纪峰, 等. 基于灰色关联度与 LSS-VM 组合的月度负荷预测[J]. 电网技术, 2012, 36(8): 228-232.
- LIU Wenying, MEN Deyue, LIANG Jifeng, et al. Monthly load forecasting based on grey relational degree and least squares support vector machine [J]. Power System Technology, 2012, 36(8):228-232.
- [11] 黄元生, 张惠娟. 灰色关联度组合权在电力负荷预测中的应用[J]. 华东电力, 2009, 37(2):31-34.
- HUANG Yuansheng, ZHANG Huijuan. Application of grey relational grade based combined weights to power load forecasting [J]. East China Electric Power, 2009, 37(2):31-34.
- [12] 雷绍兰, 李山, 蒋东荣, 等. 重庆地区中长期负荷特性和预测方法研究[J]. 中国电力, 2016, 49(1):96-101.
- LEI Shaolan, LI Shan, JIANG Dongrong, et al. Study on the mid-long term load characteristics of chongqing grid and the forecasting method [J]. Electric Power, 2016, 49 (1):96-101.

### 作者简介:

蒋浩然(1995), 男, 江苏盐城人, 硕士研究生, 研究方向为负荷预测, 电力需求侧管理等。

