

# 计及分布式能源与电动汽车接入的空间负荷预测

蒯圣宇<sup>1</sup>, 田佳<sup>1</sup>, 台德群<sup>2</sup>, 王加庆<sup>1</sup>, 韩天轮<sup>3</sup>

(1. 国网安徽省电力有限公司, 合肥 230022; 2. 国网芜湖无为县供电公司, 安徽 无为 238300; 3. 华北电力大学, 北京 102206)

## Space load forecasting considering distributed energy and electric vehicles

KUAI Shengyu<sup>1</sup>, TIAN Jia<sup>1</sup>, TAI Dequn<sup>2</sup>, WANG Jiaqing<sup>1</sup>, HAN Tianlun<sup>3</sup>

(1. State Grid Anhui Electric Power Limited Company, Hefei 230022, China;  
2. State Grid Wuwei Power Supply Limited Company, Wuwei 238300, China;  
3. North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

**摘要:**相较于传统负荷预测,空间负荷预测更加关注某一局部空间内的负荷分布情况,因而可以更好地确定电气设备的选型与空间布局。分布式能源及电动汽车的飞速发展,使城市空间负荷分布变得更为复杂,采用原有基于时间序列的负荷预测方法可能带来较大误差,不利于城市规划的经济性与可靠性。利用最小二乘支持向量机(least squares support vectormachine, LS-SVM)的非线性映射能力,建立了计及分布式能源与电动汽车充电负荷的空间负荷预测模型,并通过我国中部某地区的实际算例验证了所提方法的有效性。

**关键词:**负荷预测;电动汽车;分布式电源;LS-SVM修正模型

**Abstract:** Compared with the traditional load forecasting, the spatial load forecasting pays more attention to the load distribution in a certain space, so it can better determine the selection and spatial layout of the electrical equipment. The rapid development of distributed energy and electric vehicles makes the urban spatial load distribution more complex. The original load forecasting method based on time series may bring large error, which is not conducive to the economy and reliability of urban power grid planning. Due to the nonlinear mapping ability of least squares support vector machine, a spatial load forecasting model for distributed and electric vehicle charging load is established. Finally, a practical example in a certain area of central China shows the effectiveness of the proposed method.

**Key words:** load forecasting; electric vehicle; distributed power; LS-SVM correction model

中图分类号:TK018;TM715;U469.72 文献标志码:A

## 0 引言

在城市电网规划中,需要对某一区域内的负荷分布情况进行预测,以便更好地确定电气设备的选型及空间布局、满足城市电网规划的经济性与可靠性。实现某一区域内负荷分布情况的预测称之为空间负荷预测(spatial load forecasting, SLF)<sup>[1]</sup>。与仅关注于时间序列的传统负荷预测不同,SLF更多地是考虑空间内的负荷分布,其影响因素也更为复杂。

作为负荷预测的一个分支,SLF自20世纪80年代提出后受到普遍关注,取得了丰硕的研究成果并在实际系统中得到了应用<sup>[2]</sup>。目前关于SLF的方法大体上可以分为负荷密度指标法、区域类型分析法、多元变量建模法、趋势类型预测法以及它们的

组合。在这些方法中,负荷密度指标法是一种比较直观常用的方法,其核心是按城市区域或功能分区,预测各分区各目标年的负荷密度值。区域类型分析法<sup>[3]</sup>在负荷密度法的基础上,采用综合评估方法,根据规划区域地块用途信息评估各子地块的用电负荷。多元变量建模法则是搜集目标区域与负荷发展有关的影响因素,通过回归或拟合等数学方法建立负荷预测函数<sup>[4]</sup>。由于城市负荷受经济发展、产业结构、消费水平、生活习惯等因素影响,负荷密度和区域功能法难以计及诸多因素影响,模型相对粗糙。多元变量法虽然能够兼顾多种影响因素,但无法计及各因素之间复杂的非线性关系。因此,传统空间负荷预测的精度问题一直难以解决。

随着以光伏扶贫、电动汽车补贴为代表的新能源支持政策的实施,城市电网负荷结构和特性产生了很大变化:一方面,无论是新能源发电还是电动汽车充电,都具有较大的分散性和随机性<sup>[5]</sup>,极大地影响到负荷的时间和空间分布;另一方面,新能源发电出力受天气等因素影响<sup>[6-7]</sup>,电动汽车负荷与车主的出行习惯及用车习惯等因素密切相关,为原本

收稿日期:2018-09-28;修回日期:2018-10-13

基金项目:国家自然科学基金项目(51207050);国家电网公司科技项目(SGAHJY00GHJS1700156)

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51207050); Science and Technology Project of State Grid Corporation (No. SGAHJY00GHJS1700156)

已经复杂的SLF带来了更加严峻的挑战。

负荷和影响因素之间的关系是复杂的非线性关系,无法直接建立起它们的函数映射,而利用基于学习理论的支持向量机则可以较好地解决这一问题。因此,本文采用改进最小二乘支持向量机(LS-SVM)来实现空间负荷预测。该方法核心思想是在传统基于LS-SVM负荷预测模型基础上,叠加分布式能源与电动汽车负荷的LS-SVM模型,通过统一训练得到模型参数。

## 1 基于LS-SVM的负荷预测

假设  $\mathbf{x} = \{x_j | j = 1, 2, \dots, M\}$  是负荷  $y$  的影响因素,  $y$  与  $\mathbf{x}$  之间存在某种函数映射关系  $y = y(\mathbf{x})$ , 则负荷预测的本质就是根据历史记录的数据集合  $\{(\mathbf{x}_k, y_k) | k = 1, 2, \dots, N\}$  构造函数映射  $y(\mathbf{x})$ , 使得  $|y(\mathbf{x}_i) - \tilde{y}(\mathbf{x}_i)| < \varepsilon$ 。其中,  $N$  为样本(历史数据记录)的个数,  $y(\mathbf{x}_i)$  为未来负荷的真实值,  $\tilde{y}(\mathbf{x}_i)$  为未来负荷的预测值。传统线性外推或线性回归的负荷预测方法将函数  $y(\mathbf{x})$  看成是线性函数,在影响因素复杂或负荷体量较小的情况下难免会产生较大误差,因而难以用于空间负荷预测<sup>[8]</sup>。

基于LS-SVM的负荷预测的思想是首先选择一个非线性变换  $\varphi(\cdot)$  将  $M$  维输入、一维输出样本向量  $\{(\mathbf{x}_k, y_k)\}_{k=1}^N$ ,  $\mathbf{x}_k \in \mathbf{R}^M$ ,  $y_k \in \mathbf{R}$ , 从原空间映射到高维特征空间  $\varphi(\cdot)$ , 在此高维特征空间构造最优线性回归函数

$$y(\mathbf{x}) = \boldsymbol{\omega} \varphi(\mathbf{x}) + \varepsilon \quad (1)$$

式中:  $\boldsymbol{\omega}$  为加权向量;  $\varepsilon$  为常值偏差。

借鉴机器学习理论中LS-VSM的基本理论,根据结构风险最小化原则,LS-SVM优化目标可表示为

$$\begin{aligned} \min J(\boldsymbol{\omega}, e_k) &= \frac{1}{2} \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + \frac{\gamma}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2 \\ \text{s.t. } y_k &= \boldsymbol{\omega}^T \varphi(\mathbf{x}_k) + \varepsilon + e_k \quad k = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (2)$$

式中:  $\|\boldsymbol{\omega}\|^2$  为加权向量范数的平方,控制模型的复杂度;  $\gamma$  为正规化参数,控制超出误差的样本惩罚程度;  $e_k$  为松弛变量。对上述等式约束化问题引入拉格朗日函数

$$L = \frac{1}{2} \left( \|\boldsymbol{\omega}\|^2 + \gamma \sum_{k=1}^N e_k^2 \right) - \sum_{k=1}^N \alpha_k (\boldsymbol{\omega}^T \varphi(\mathbf{x}_k) + \varepsilon + e_k - y_k) \quad (3)$$

式中:  $\alpha_k$  为Lagrange乘子,根据karush-kuhn-tucker(KKT)条件对式(3)作如下处理:令  $L$  对  $\boldsymbol{\omega}, \varepsilon, e_k, \alpha_k$  的偏导数等于0,经过变换,得到下列线性方程组

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial \boldsymbol{\omega}} = 0 \rightarrow \boldsymbol{\omega} = \sum_{k=1}^N \alpha_k \varphi(\mathbf{x}_k) \\ \frac{\partial L}{\partial e_k} = 0 \rightarrow \alpha_k = \gamma e_k \\ \frac{\partial L}{\partial \varepsilon} = 0 \rightarrow \sum_{k=1}^N \alpha_k = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_k} = 0 \rightarrow \boldsymbol{\omega}^T \varphi(\mathbf{x}_k) + \varepsilon + e_k - y_k = 0 \end{cases} \quad (4)$$

消去  $e_k$  和  $\boldsymbol{\omega}$ , 并将方程改写成矩阵形式,则得到如下线性方程组

$$\begin{bmatrix} 0 & \mathbf{I}_N^T \\ \mathbf{I}_N & \boldsymbol{\Omega} + \gamma^{-1} \mathbf{I} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \varepsilon \\ \mathbf{a} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ \mathbf{Y} \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中:  $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$ ;  $\mathbf{I}_N = [1, 1, \dots, 1]^T$ ;  $\mathbf{a} = [a_1, a_2, \dots, a_N]^T$ ;  $\mathbf{I}$  为  $N \times N$  阶单位矩阵;  $\boldsymbol{\Omega}$  为核函数矩阵,其中的第  $i$  行第  $j$  列元素可表示为

$$\boldsymbol{\Omega}_{ij} = k(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = \varphi(\mathbf{x}_i)^T \varphi(\mathbf{x}_j) \quad (6)$$

式中:  $k(\mathbf{x}, \mathbf{y})$  为核函数,根据实际需要可以选取以下类型:线性核函数、 $p$  阶多项式核函数、多层感知器核函数和高斯径向基核函数<sup>[9-10]</sup>。由于高斯径向基核函数具有良好的数学特性,因此在空间负荷预测中可采用高斯径向基核函数,即

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp \left[ -\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2}{2\sigma^2} \right] \quad (7)$$

确定核函数后即可得到式(5)所示的线性方程组,求解得到  $\mathbf{a}$  和  $\varepsilon$  后,即可得到LS-SVM的负荷预测输出函数为

$$y(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^N \alpha_k k(\mathbf{x}, \mathbf{x}_k) + \varepsilon \quad (8)$$

## 2 考虑电动汽车与分布式能源影响的SLF

近年来,随着人们对绿色出行的认同以及国家政策对新能源汽车行业的扶持,电动汽车发展及其迅猛。类似地,以分布式光伏为代表的分布式能源,也因为各级政府的扶持而得到了快速增长。分布式能源发电和电动汽车充电负荷共同叠加在常规负荷上,将对城市电网负荷特性产生影响,应用传统方法进行负荷预测,有可能出现较大偏差,不利于城市电网的科学规划。因此,有必要对新形势下的常规负荷、电动汽车负荷和新能源负荷的影响因素进行分析,以便建立综合考虑电动汽车与分布式能源的SLF模型。

### 2.1 常规负荷的SLF模型

式(8)所示的LS-SVM负荷预测模型本质上是一种机器学习算法,即根据系列观测样本  $\{(\mathbf{x}_k, y_k) | k = 1, 2, \dots, N\}$ , 推测系统在样本  $\{\mathbf{x}_p, p > N\}$  处的取值  $y_p$ , 使得  $|y_p - \tilde{y}_p| < \varepsilon$ , 其中  $\tilde{y}_p$  系统在样本  $\{\mathbf{x}_p, p > N\}$  处的真实值。对于负荷预测而言,样本中

$x_k$  即为负荷影响因素的历史数据,样本中  $y_k$  为负荷的历史数据。

由于用电负荷与人类经济活动密切相关,一般说来,某个地方人口越多,人均可支配收入越高,电价越低,该地区负荷水平越高,此外,地区售电量是负荷的直接体现,地区GDP也能间接反映该地区的用电负荷大小。因此,对于常规负荷的SLF,式(8)中选取  $N=5$ ,且令  $x_1$  为地区总人口,  $x_2$  为地区人均可支配收入,  $x_3$  为地区GDP总量,  $x_4$  为地区年售电量,  $x_5$  为地区平均电价,即可得到常规负荷基于LS-SVM的SLF模型。

### 2.2 电动汽车与新能源影响的SLF模型

影响电动汽车负荷的因素包括电动汽车类型、续航里程、充电桩特性、用户出行需求及用车习惯等。通过车管所登记备案的电动汽车型号、总量及厂家标定的型号参数推导电动汽车负荷特性。类似于传统常规负荷的考虑,式(8)中选取  $N=4$  且取电动汽车总量为  $x_1$ ,总续航里程为  $x_2$ ,汽车电池总容量为  $x_3$ ,财政补贴总量为  $x_4$ ,即可得到电动汽车负荷基于LS-SVM的SLF模型。

对于新能源负荷,本文以光伏发电为例,式(8)中选取  $N=5$ ,且令光伏装机容量为  $x_1$ ,地区年日照时间为  $x_2$ ,光伏上网电价为  $x_3$ 、电价补贴政策  $x_4$ ,地方财政支持力度为  $x_5$ ,由此得到新能源负荷基于LS-SVM的SLF模型。

### 2.3 综合全部类型负荷的SLF模型

将历史数据代入式(5)一式(8),即可得到常规负荷、电动汽车负荷和新能源负荷的预测值。在实际的数据记录中,历史负荷往往是整体负荷而不是分类负荷。随着各类负荷水平的逐渐提高,其对综

合负荷的影响逐渐不可忽视。然而由于采集负荷为综合负荷,且一般无法直接获取各个类型的分类负荷量,导致LS-SVM模型无法获得分离的  $\{y_k\}$  样本,因此,本文将式(9)一式(11)两边叠加,从而得到扩展影响因素后的SLF模型

$$y(l, m, n) = y(l) + y(m) - y(n) = \sum_{k=1}^{14} \alpha_k k(x, x_k) + \varepsilon_x \quad (12)$$

式中:  $y(l, m, n)$  为综合考虑各种因素的总负荷;  $x$  为扩展的影响因素。无论是常规负荷,还是电动汽车负荷,或者是新能源发电出力,均考虑了上述14个影响因素,当历史数据中没有相应数据时,取0值。

综上所述,考虑新能源发电和电动汽车充电影响的SLF算法流程如图1所示。

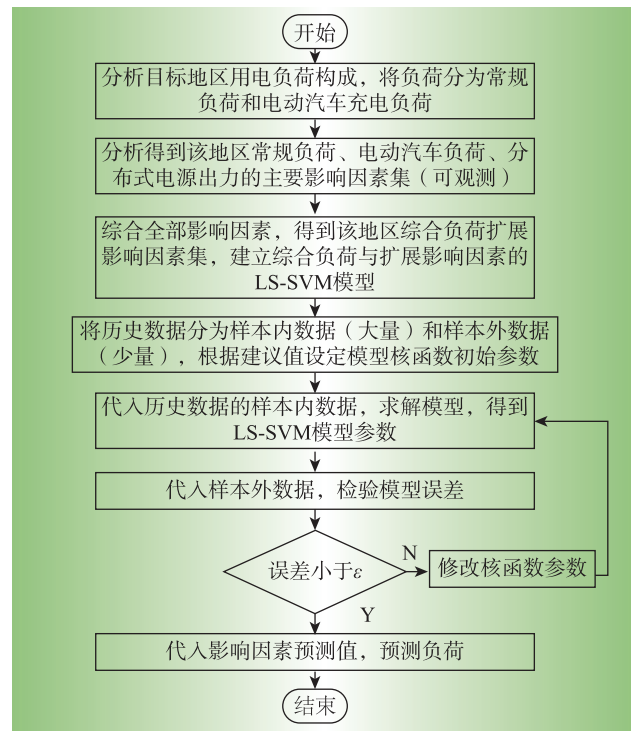


图1 LS-SVM算法流程图

Fig. 1 Flow chart of LS-SVM algorithm

表1 2007—2018年华中某地区基本统计数据

Tab. 1 Basic statistical data of a certain area in central China from 2007 to 2018

年份	人口/万	GDP/亿元	年用电量/亿 kWh	平均电价/(元·kWh <sup>-1</sup> )	年最大负荷/万 kW
2007	778.68	1 925.52	117.92	0.721	244.32
2008	780.84	2 326.19	131.75	0.712	254.20
2009	780.34	2 635.16	146.08	0.707	304.75
2010	758.19	3 214.59	165.35	0.702	353.84
2011	759.59	3 960.85	187.33	0.699	377.84
2012	762.14	4 511.79	208.79	0.695	430.17
2013	767.48	4 990.65	234.41	0.693	502.01
2014	774.23	5 465.08	243.17	0.690	519.75
2015	781.99	5 768.31	251.54	0.676	558.77
2016	788.61	6 322.00	275.44	0.659	614.65
2017	796.50	7 213.45	296.09	0.647	677.80
2018	801.20	7 718.39	310.89	0.635	705.32

## 3 算例分析

本文以我国中部某地区2007—2017年的实际统计数据,采用Matlab工具包LS-SVMLab对模型进行求解。常规负荷预测模型中的统计数据、电动汽车和光伏的统计数据如表1—表3所示。

LS-SVM模型的参数  $\gamma$  和  $\sigma$  决定了最小二乘向量机模型的性能,  $\gamma$  表征对样本数据中超出误差范围的惩罚程度,决定了模型的经验风险和复杂程度,它的取值影响模型的稳定性。  $\sigma$  表征模型内支持向量之间的相关程度,决定了模型的预测精度和推广能力。为平衡模型的适应性和准确性,首先通过贝叶斯框架对模型的参数进

行优化选择,确定正则化参数和核参数分别为:  $\gamma = 19.2975$ ;  $\sigma = 127.6455$ 。

表2 2007—2018年华中某地区电动汽车统计数据  
Tab. 2 Statistics of electric vehicles in central China from 2007 to 2018

年份	电动汽车总量/辆	总续航里程/万 km	汽车电池总容量/万 kWh	年度财政补贴量/亿元
2010	739	13.7	0.3	0.15
2011	1 218	22.5	0.6	0.17
2012	2 009	40.2	1.1	0.28
2013	3 312	66.2	2.1	0.45
2014	5 460	109.2	3.4	0.75
2015	9 002	202.5	6.3	1.06
2016	14 841	333.9	10.4	1.75
2017	24 469	550.6	17.1	1.92
2018	30 341	673.8	20.2	1.95

表3 华中某地区光伏发展统计信息  
Tab. 3 Statistics of photovoltaic development in a region of central China

年份	装机容量/万 kW	年日照时间/h	光伏上网电价/(元·kWh <sup>-1</sup> )	补贴政策/(元·kWh <sup>-1</sup> )	地方财政支持情况/万元
2012	16	1 331	1.12	0.42	5 000
2013	20	1 402	1.00	0.20	5 000
2014	32	1 377	1.00	0.25	7 000
2015	60	1 363	0.98	0.25	6 000
2016	105	1 355	0.85	0.20	7 500
2017	142	1 398	0.75	0.20	7 500
2018	183	1 388	0.75	0.20	7 800

此外,通过公开的年度规划数据,该地区2018年度的年用电量预计增长5%,约为310.89亿kWh, GDP增长率在7%左右,预计为7 718.39亿元,人口增长控制在0.1%以内,预计为801.20万人。其它向量的预测年份取值如表1所示,主要来源为政府公告和该地区的建设规划。

将已知数据带入建立的LS-SVM负荷预测模型,通过Matlab进行仿真,结果如图2所示。

根据建立的负荷预测模型可以看出,随着时间尺度的延伸,本文建立综合考虑电动汽车和分布式电源影响的LS-SVM预测模型精度逐渐提升。2017年该地区实际最大负荷为667.80万kW,模型预测结果为657.30万kW,误差为1.5%,而采用线性外推法预测结果为639.60万kW,误差为4.2%,LS-SVM模型较好的提高了预测精度。将调研数据带入训

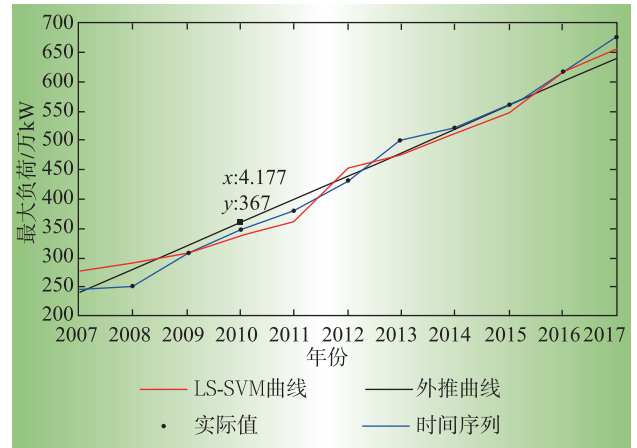


图2 LS-SVM曲线及拟合结果  
Fig. 2 LS-SVM curve and fitting result

练的模型中,对2018年该地区最大负荷进行预测结果为687.85万kW。而统计年鉴发布该地区的最大负荷预测值为705.32万kW,采用本文方法的预测值与之相对误差仅2.5%。

## 4 结论

电动汽车与分布式能源的飞速发展,打破了原有负荷的发展规律,极大地增加了空间负荷预测的难度。利用LS-SVM的超强学习能力以及非线性映射能力,本文考虑了影响常规负荷空间分布、电动汽车充电负荷、分布式光伏的主要因素,利用最小二乘向量机模型提出了一种综合负荷预测方法,并以我国中部某地区的实际数据作为算例数据,验证了所提方法的有效性与合理性。当仅以传统负荷影响因素为输入向量,而不考虑电动汽车与分布式电源的影响因素时,采用LS-SVM模型对该地区2017年的负荷进行预测,结果为626.3万kW,误差在6%以上,明显大于综合负荷预测方法所得出的结果。尤其是随着电动汽车和分布式电源接入规模的逐渐扩大,将其影响因素引入到综合负荷预测中来,可以有效提高负荷预测的准确性和科学性,是完善负荷预测理论,进而提高电网规划科学性的重要途径。D

## 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.  
XIAO Bai, ZHOU Chao, MU Gang. Review and prospect of the spatial load forecasting methods[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33 (25):78-92.
- [2] 高亮,郎陈杰,夏能弘. 分布式电源并网条件下配电网继电保护方案设计[J]. 电力系统保护与控制,2017,45

- (18):143-149.
- GAO Liang, LANG Chenjie, XIA Nenghong. Relay protection scheme design of distribution network under the condition of grid-connected distributed generation [J]. Power System Protection & Control, 2017, 45 (18): 143-149.
- [3] 尹晓敏, 邵传军, 王博, 等. 基于扩展空间负荷预测和市政控规的片区配电网规划[J]. 供用电, 2016, 33(5): 12-15.
- YIN Xiaomin, SHAO Chuanjun, WANG Bo, et al. Area power distribution network planning based on extended spatial load forecast and municipal control planning [J]. Distribution & Utilization, 2016, 33(5): 12-15.
- [4] 蒋从伟, 吴斌, 张健, 等. 安徽省2020年电动汽车保有量及充电负荷预测探讨[J]. 电力需求侧管理, 2018, 20(2):29-33.
- JIANG Congwei, WU Bin, ZHANG Jian, et al. Discussion on forecasting of electric vehicle ownership and charging load in Anhui province in 2020 [J]. Power Demand Side Management, 2018, 20(2):29-33.
- [5] 黄大为, 潘波. 考虑DG接入位置和容量的配电网保护综合改进方案[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(17):64-70.
- HUANG Dawei, PAN Bo. Improved methods of distribution network protection scheme considering connection locations and capacity of DG [J]. Power System Protection & Control, 2016, 44(17):64-70.
- [6] 谭风雷, 陈梦涛, 汪龙龙. 基于积温效应和优化支持向量机的短期电力负荷预测[J]. 电力需求侧管理, 2018, 20(5):33-36.
- TAN Fenglei, CHEN Mengtao, WANG Longlong. Short-term electric power load forecasting based on accumulated temperature effect and optimized support vector machine [J]. Power Demand Side Management, 2018, 20(5):33-36.
- [7] 陈梦涛, 张兆君, 谭风雷, 等. 电动汽车充电站多阶段选址规划[J]. 电力工程技术, 2017, 36(6):117-121.
- CHEN Mengtao, ZHANG Zhaojun, TAN Fenglei, et al. Multi stage location planning of electric vehicle charging station [J]. Electric Power Engineering Technology, 2017, 36(6):117-121.
- [8] 杨冰, 王丽芳, 廖承林. 大规模电动汽车充电需求及影响因素[J]. 电工技术学报, 2013, 28(2):22-27.
- YANG Bing, WANG Lifang, LIAO Chenglin. Research on power-charging demand of large-scale electric vehicles and its impacting factors [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2013, 28(2):22-27.
- [9] 杨延西, 刘丁. 基于小波变换和最小二乘支持向量机的短期电力负荷预测[J]. 电网技术, 2005, 29(13):60-64.
- YANG Yanxi, LIU Ding. Short-term load forecasting based on wavelet transform and least square support vector machines [J]. Power System Technology, 2005, 29(13):60-64.
- [10] 郑蕊蕊, 赵继印, 赵婷婷, 等. 基于遗传支持向量机和灰色人工免疫算法的电力变压器故障诊断[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(7):56-63.
- ZHENG Ruirui, ZHAO Jiying, ZHAO Tingting, et al. Power transformer fault diagnosis based on genetic support vector machine and gray artificial immune algorithm [J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(7):56-63.

(上接第46页)

- [9] KROPYVNYTSKYI A. An empirical study of electricity price and temperature [D]. Bergen: Norwegian School of Economics, 2016.
- [10] 朱峰. 空调负荷需求响应特性及其调控策略研究[D]. 南京:东南大学, 2016.
- ZHU Feng. Study on response characteristics and control strategies of air conditioning load demand [D]. Nanjing: Southeast University, 2016.
- [11] HUISMAN R. The influence of temperature on spike probability in day-ahead power prices [J]. Energy Economics, 2008, 30(5):2 697-2 704.
- [12] 丁际刚, 兰肇华. 前景理论述评[J]. 经济学动态, 2002(9):64-66.
- DING Jigang, LAN Zhaohua. A review of prospect theory [J]. Economic Perspectives, 2002(9):64-66.
- [13] 宁艺飞, 陈星莺. 分时电价下大用户概率响应建模研究[J]. 电力需求侧管理, 2016, 18(1):22-27.
- NING Yifei, CHEN Xingying. Research on probabilistic modeling of large users response to TOU price [J]. Power Demand Side Management, 2016, 18(1):22-27.



#### 作者简介:

宁艺飞(1990),男,安徽合肥人,硕士,研究方向为电力需求响应;

陈星莺(1964),女,湖南涟源人,博士,教授,副校长,研究方向为配用电系统与电力市场、能源管控与能源经济;

谢俊(1979),男,安徽安庆人,博士,教授,主要研究方向为电力市场与电力系统优化运行。

(本栏责任编辑 水 鹤 邵海雯)