

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.200325

考虑小区发展不均衡性和不确定性的多阶段空间负荷预测

马临超^{1,2}, 齐山成^{1,2}, 牛赛³, 宋祺鹏⁴

(1. 河南工学院, 河南 新乡 453003; 2. 河南省新能源发电关键装备工程研究中心, 河南 新乡 453003;
3. 国网南阳供电公司, 河南 南阳 473000; 4. 中国电力科学研究院, 北京 100192)

摘要: 为减少小区发展不均衡性和不确定性对空间负荷预测精度的影响, 结合聚类分析与马尔科夫理论提出了一种多阶段空间负荷预测模型。首先, 提取单位面积最大负荷、用电量、平均负荷百分比作为表征小区发展不均衡性的指标, 利用 k -means 算法对小区聚类, 确定各个发展阶段的负荷密度。其次, 统计不同发展阶段间的转移概率, 形成马尔科夫链的状态转移矩阵, 揭示空间负荷变化规律, 以处理小区发展不确定性。再次, 利用业扩报装信息、分类饱和密度及状态转移向量建立近中远期负荷预测模型。实例验证表明, 该模型能够切实有效地考虑经济发展的不确定性及用电水平的差异性, 各阶段负荷预测结果均具有较高的可信度。

关键词: 空间负荷预测; 聚类; 负荷密度; 马尔科夫链; 饱和密度

Multi-stage spatial load forecasting considering the imbalance and uncertainty of the development of the sub-area

MA Linchao^{1,2}, QI Shancheng^{1,2}, NIU Sai³, SONG Qipeng⁴

(1. Henan Institute of Technology, Xinxiang 453003, China; 2. Henan Engineering Research Center of New Energy Power Generation Key Equipment, Xinxiang 453003, China; 3. State Grid Nanyang Power Supply Company, Nanyang 473000, China; 4. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China)

Abstract: In order to reduce the impact of imbalance and uncertainty of the sub-area development on spatial load forecasting accuracy, a multi-stage spatial load forecasting model is proposed by combining cluster analysis and Markov theory. First, the maximum load, electricity consumption and average load percentage of unit area are extracted as indicators representing the imbalance of the sub-area development, and a k -means algorithm is adopted to cluster the sub-area to determine the load density of each development stage. Secondly, the transition probability between different development stages is summarized to form the state transition matrix of a Markov Chain, and reveal the change rule of spatial load, so as to deal with the uncertainty of the sub-area development. Thirdly, the short-, medium- and long-term spatial load forecasting models are established using information of industry expansion, the classification saturation density and state transfer vector. Finally, an example proves that the model can effectively consider the uncertainty of economic development and the difference of power consumption level, and the forecasting results of each stage have high reliability.

This work is supported by National Key Research and Development Program of China (No. 2017YFB0902800) and Scientific and Technological Project of Henan Province (No. 182102210258).

Key words: spatial load forecasting; clustering; load density; Markov Chain; saturated density

0 引言

空间负荷预测主要是对未来电力负荷大小、时空分布进行预测^[1-2], 是配电网规划的基础与前提条

件^[3]。其预测结果及精度会对变压器的选址与定容、导线线径和路径、设备投运时序等方面产生重要影响^[4-7]。因此, 国内外学者和专家展开了一系列研究及应用, 并取得了丰硕的成果。

文献[8-9]结合用户负荷信息, 利用聚类算法, 对电力用户进行了分类, 有利于提高空间负荷预测精度。文献[10-12]根据不同的负荷类型, 建立不同

基金项目: 国家重点研发计划项目资助(2017YFB0902800); 河南省科技攻关项目资助(182102210258)

的深度信念网络模型,提出基于负荷类型识别以及支持向量机的深度负荷预测方法。文献[13]通过设定负荷密度阈值,对超出阈值的小区负荷进行必要的修正。文献[14]提出了一种基于大数据和多种因素组合分析的精细化负荷预测方法,在利用 k -means 方法对负荷进行分类基础上,通过多元回归进行负荷预测,并考虑主客观因素对负荷预测结果进行修正,从而精细化预测配电网供电单元的负荷需求。文献[15-16]从行驶里程、停车特性及移动负荷特性等角度研究了电动汽车对空间负荷分布的影响;文献[17]结合屋顶分布式光伏饱和安装、电动车日行驶里程、停电特性等因素建立电动汽车参与 V2G 的城市空间负荷预测方法。

这些研究与方法在配电网规划中得到了广泛应用并取得了良好效果^[18-19]。目前,我国经济正处于转型升级期,宏观经济形势存在诸多不确定性,加上市政规划、房地产等因素影响,城市各地块发展存在一定的不确定性^[20-21]。功能分类相同的地块,其负荷发展过程类似,负荷密度大小往往与地块发展水平强相关,发展程度相同,负荷密度往往也相似;而由于地块受面积大小、投运时间先后、地理位置优劣等因素影响,即使用地性质相同,经济发展水平很有可能不同,负荷密度大小也不应选取一样,地块电力负荷发展具有不均衡性^[22]。因此,需在电力负荷预测中考虑城市土地发展的不确定性和不均衡性。

本文依据城市的总规、控规和详规确定土地用地性质,并将规划区划分为若干大小不一的供电小区;选取单位面积最大负荷、用电量及平均负荷百分比为小区发展显性电力指标,采用 k -means 聚类算法将各类用地性质的小区进行聚类分析,确定各小区的发展阶段及各类小区的面积;根据历年数据,统计小区不同发展阶段间的转化概率,形成马尔科夫链的状态转移矩阵;结合业扩报装信息、新建土地状态转移向量及其他用户的用电信息,建立近期负荷预测模型,增加缺乏历史数据或新建小区负荷预测的鲁棒性;利用状态转移向量、负荷密度、小区面积建立中期和远期负荷预测模型。

1 整体思路及实现流程

考虑小区发展不确定性和不均衡性的多阶段空间负荷预测流程如图 1 所示。整体思路如下:

- 1) 根据城市的总规、控规和详规,将规划区划分为若干供电小区,并确定各个供电小区的用地性质,如工业、居民、商业等。
- 2) 收集小区的用电、土地等信息。用电信息主

要有最大负荷、平均负荷、用电量、业扩报装等,土地信息有面积、(饱和)负荷密度等。

3) 利用小区的面积、负荷密度、用电信息等数据,计算单位面积最大负荷百分比、单位面积用电量百分比、单位面积平均负荷百分比。

4) 考虑小区发展的不均衡性,利用电力指标,选取初始聚类中心,采用 k -means 聚类分析法对各种用地性质的小区进行聚类分析,并求各聚类的小区面积和。

5) 考虑小区发展的不确定性,统计历年不同发展阶段小区间的转化概率,形成马尔科夫链的状态转移矩阵。

6) 根据各类小区面积、状态转移矩阵、小区负荷密度计算各类小区的负荷。考虑不同类别地块间的同时率,建立近期、中期、远期的空间负荷预测模型。

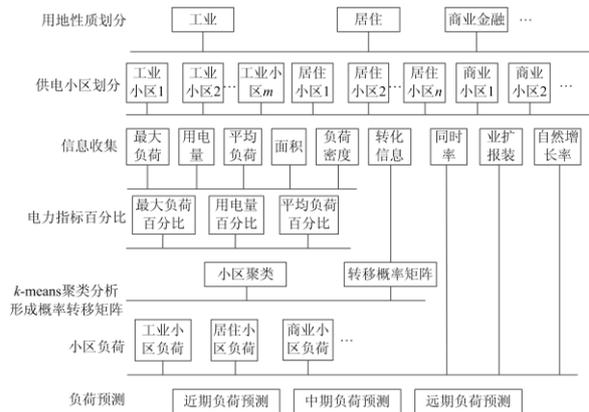


图 1 考虑小区发展不确定性及不均衡性的多阶段空间负荷预测流程

Fig. 1 Flow chart of multi-stage spatial load forecast considering sub-area development uncertainty and imbalance

2 表征小区发展不均衡性的电力经济指标

功能分类相同的小区负荷发展过程基本类似,通常会统计小区历史数据建立随时间变化的负荷密度曲线,在负荷预测利用小区建成时间来选择负荷密度。但由于小区发展水平不仅受建成时间影响,同时还受位置、规模、政策等因素影响,即使建成时间相同的同类小区,发展水平也不尽相同,因此,小区发展具有不均衡性,表征小区发展不均衡性的指标选取是确定负荷密度的关键。

电力负荷、电量数据与城市建设程度、经济发展状况有着密切联系^[23-25],可认为正相关性,比如城市未开发地块的电力负荷低、用电量少,城市经济繁华区往往电力负荷大、用电量多。在电网规划时,为了考虑电网的安全性及最大供电水平,往往

采用最大负荷作为主变容量选择、导线半径选择、N-1 安全校验的衡量指标。最大负荷确实可以反映地块的短时用电水平, 但若衡量地块发展的成熟度往往具有片面性。因为要全面衡量地块发展的成熟度, 不仅要考虑短时用电的安全水平, 而且要考虑长时用电的稳定水平, 比较常用的指标是平均负荷及用电量, 因此, 本文选择最大负荷、平均负荷和用电量指标来衡量小区发展的不均衡性, 用以体现小区经济的发展水平。

由于小区面积不同, 如果单纯考虑电力指标的大小, 不能衡量小区的不均衡性, 可采用电力指标数据与地块饱和数据进行比值以消除面积影响。

若某个供电小区 i 的面积为 s_i , 饱和负荷密度为 ρ_i , 当年用电量为 W_i , 最大负荷为 $P_{\max.i}$, 最大负荷利用小时数为 $T_{\max.i}$, 单位面积电力指标百分比计算如下:

(1) 单位面积用电量百分比 $W_i\%$ 为

$$W_i\% = \frac{W_i}{W_{\max.i}} = \frac{W_i}{s_i \times \rho_i \times T_{\max.i}} \times 100\% \quad (1)$$

(2) 单位面积最大负荷百分比 $P_{\max.i}\%$ 为

$$P_{\max.i}\% = \frac{P_{\max.i}}{s_i \times \rho} \times 100\% \quad (2)$$

(3) 单位面积平均负荷百分比 $P_{\text{av}.i}\%$ 为

$$P_{\text{av}.i}\% = \frac{P_{\text{av}.i}}{s_i \times \rho} \times 100\% \quad (3)$$

3 基于电力指标的小区发展阶段聚类分析

规划区的负荷、电量水平与经济发展情况、产业结构类型密切相关。依据单位面积负荷和电量百分比可反映小区的发展阶段, 发展相似的同类产业, 单位负荷指标和电量指标也应相似, 并呈明显集聚性。本文采用 k -means 聚类算法, 利用单位面积电力负荷指标和电量指标对每种用地性质的小区进行聚类分析, 确定各个小区的所属发展阶段。

k -means 聚类算法是一种基于距离、迭代求解的聚类分析算法, 该算法认为类簇是由距离靠近的对象组成的, 因此以获取紧凑且独立的簇作为最终目标^[22-23]。在此, 选取小区的单位面积负荷指标和电量指标的欧氏距离作为相似程度的评价指标, 即两个小区的单位面积负荷指标和电量指标欧式距离越小, 相似程度越高。具体步骤如下:

① 若规划区某一用地性质有 n 个小区, 统计各小区的单位面积最大负荷百分比、用电量百分比及平均负荷百分比形成电力经济指标向量, 如 i 小区

的电力经济指标向量为 $x_i = [P_{\max.i}\%, W_i\%, P_{\text{av}.i}\%]$, 形成 n 个小区的电力经济指标矩阵为 $\mathbf{X} = [x_{i,j}]_{n \times 3}$ 。

② 从 n 个小区样本中选择 k 个样本数据作为初始聚类中心, 形成初始聚类中心矩阵 $\mathbf{C} = [c_{i,j}]_{k \times 3}$ 。

③ 计算各小区电力经济指标向量到初始聚类中心向量的欧式距离。

$$d(x_i, c_j) = \sqrt{\sum_{m=1}^k (x_{im} - c_{jm})^2} \quad (4)$$

④ 按照最小距离原则将每个小区分配到最近的聚类中心, 并计算平方准则误差函数如式(5)所示。

$$E = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^n \|x_i - c_j\|^2 \quad (5)$$

⑤ 将每个聚类中的样本均值作为新的聚类中心如式(6)所示, 以新的聚类中心进行新一轮聚类, 并计算当年平均准则函数, 直至前后两次平均准则函数相等或者误差在允许范围内。

$$x' = \frac{1}{k} \sum_{x \in C} x \quad (6)$$

式中的 x 需要代表单位面积最大负荷百分比、用电量百分比和平均负荷百分比分别计算。

4 小区发展不确定性的马尔科夫链模型

马尔科夫链认为过去所有的信息都被保存在现在的状态里, 某一时刻 t_1 的状态转移概率只依赖于前一时刻 t_0 状态, 与 t_0 以前的状态无关^[30]。小区的电力经济指标随小区的发展情况变化, 由于小区发展受经济形势、城市规划等因素影响具有较强的不确定性, 小区的发展阶段存在相互转化的可能, 因此小区的用电指标也是一个多状态随机过程, 该过程具有马尔科夫性, 这是基于马尔科夫链进行建模并应用于负荷预测的重要条件。

基于马尔科夫链的空间负荷预测是根据小区发展阶段之间的转移概率来揭示空间负荷变化趋势。小区聚类分析后, 每种用地性质下的小区均根据电力经济指标明确了发展阶段。若第 i 类用地性质的小区经聚类分析后, 参考马尔科夫链理论, 由于一种用地性质的聚类分析后有 k 个负荷状态, 系统在 t_0 时间处于负荷状态 i 的条件下, 在下一时间 t_1 转为状态 j 的概率为 f_{ij} 。将 f_{ij} 依次排序, 即构成了状态转移矩阵 \mathbf{F}_i 如式(7)所示。

$$\mathbf{F}_i = \begin{bmatrix} f_{11.i} & f_{12.i} & \cdots & f_{1k.i} \\ f_{21.i} & f_{22.i} & \cdots & f_{2k.i} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f_{k1.i} & f_{k2.i} & \cdots & f_{kk.i} \end{bmatrix} \quad (7)$$

状态转移概率 f_{ij} 是根据实际小区发展阶段转化进行统计得到的,只要确保时间选取合理、样本量足够大、数据准确,那么就能反映小区各个发展阶段相互间的转化概率。同时,随着预测的进行,可将最新数据添加到样本中,将时间较为久远的样本除去,对状态转移矩阵进行更新,以便负荷预测结果能够密切联系负荷变化新趋势。

统计各个发展阶段的小区面积,便可得到小区面积向量 $S_i = [s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{ik}]$,设小区在各个发展阶段的负荷密度向量为 $\rho_i = [\rho_{i1}, \rho_{i2}, \dots, \rho_{ik}]^T$,则第*i*类用地性质的地块负荷为

$$P_i = S_i \cdot F_i \cdot \rho_i \quad (8)$$

5 多阶段空间负荷预测

5.1 近期空间负荷预测模型

近期空间负荷预测分两种情况考虑:一种已建成区,一般经济、人口、负荷、报装数据较为齐全,即使少量数据不齐全也能够利用现有数据进行数据补充,这种可根据式(8)进行各类用地性质并考虑同时率进行计算。另一种是未建成区或历史数据缺乏的区域,往往需要利用已建成的小区的状态转移矩阵,进行计算。

假若第*i*类用地性质的有*n*个供电小区数据较为齐全,有业扩报装的小区为*a*个,*m*个小区为新建小区,面积为*S*。*a*个有业扩报装的小区近期负荷预测为

$$P_a = \sum_{i=1}^a (P_i \cdot \beta\%) \quad (9)$$

式中, $\beta\%$ 为业扩报装的小区的负载率预测值。

*m*个新建小区需要依据现有数据进行预测,假若新建小区向各个*k*发展阶段转化的概率向量为 $[f_{11}, f_{12}, \dots, f_{1k}]$,则第*T*年(不超过5年)的负荷预测为

$$P_m = (s_m f_{11}, s_m f_{12}, \dots, s_m f_{1k}) \cdot F_m^{(T-1)} \rho_m \quad (10)$$

式中, F_m 、 ρ_m 为*m*个新建小区参考的状态转移矩阵和负荷密度。

5.2 中期与远期空间负荷预测模型

中期空间负荷预测是指预测未来5~15年的负荷,远期空间负荷预测是指预测未来15~30年的负荷。在这数十年内,由于城市发展的不确定性和不均衡性,往往并不是所有地块的负荷都会达到饱和,如果所有地块都按照饱和和负荷密度进行计算,无疑会过高估计中远期负荷。因此,在负荷预测时考虑小区发展的不确定性和不均衡性是十分必要的。

首先对各种用地性质的小区进行*k*-means聚类

分析,第*T*年的用地性质*i*的负荷预测为

$$P_i = [s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{ik}] \begin{bmatrix} f_{11.i} & f_{12.i} & \dots & f_{1k.i} \\ f_{21.i} & f_{22.i} & \dots & f_{2k.i} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f_{k1.i} & f_{k2.i} & \dots & f_{kk.i} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \rho_{i1} \\ \rho_{i2} \\ \vdots \\ \rho_{ik} \end{bmatrix} \quad (11)$$

考虑不同用地性质的同时率 k_t (可由现状数据统计)。

$$P = k_t \sum_{i=1}^n P_i \quad (12)$$

6 应用实例

以东部某城市的一个工业区为例,该区面积为30.98 km²,共分353个小区。用地性质划分、小区及面积情况如表1所示。

表1 用地性质与小区情况

Table 1 Land nature and the situation of the communities

用地性质	供电小区/个	面积/km ²
一类居住用地	12	0.95
二类居住用地	55	4.25
三类居住用地	14	0.83
行政办公用地	9	0.13
商业金融用地	7	0.22
医疗卫生用地	2	0.04
一类工业用地	111	12.32
二类工业用地	87	7.68
普通仓储用地	29	2.21
公共停车场	9	0.42
市政设施用地	18	1.93
总计	353	30.98

由于供电小区划分较多,选取二类居住用地说明空间负荷预测过程,二类居住用地2019年电力数据见表2。

选择小区电力经济指标的初始聚类中心为

$$Z_0 = \begin{bmatrix} 7.9 & 1 & 2.6 \\ 32.4 & 6.9 & 13.3 \\ 57.0 & 12.8 & 24.1 \\ 78.1 & 25.2 & 60.8 \\ 99.1 & 37.5 & 97.5 \end{bmatrix}_{5 \times 3}$$

将小区发展阶段划分为5个:前期、中前期、中期、中后期、后期阶段。统计2015—2019年的数据,不同发展程度的小区之间相互转化概率为

$$F_{R2} = \begin{bmatrix} 0.12 & 0.58 & 0.12 & 0.11 & 0.07 \\ 0.09 & 0.18 & 0.56 & 0.12 & 0.05 \\ 0.08 & 0.17 & 0.12 & 0.21 & 0.42 \\ 0.01 & 0.05 & 0.12 & 0.34 & 0.48 \\ 0 & 0.02 & 0.05 & 0.12 & 0.81 \end{bmatrix}_{5 \times 5}$$

表 2 二类居住用地小区信息

Table 2 Information of the second kind of residential land

小区	面积/m ²	$P_{max,i}$ %	W_i %	$P_{av,i}$ %	小区	面积/m ²	$P_{max,i}$ %	W_i %	$P_{av,i}$ %
小区 1	121 121	74.0	13.9	19.6	小区 29	93 024	33.3	4.3	13.5
小区 2	206 729	25.2	16.0	19.0	小区 30	49 476	12.3	2.9	1.4
小区 3	148 887	99.0	21.9	23.1	小区 31	78 263	74.0	16.5	23.3
小区 4	131 762	69.8	21.9	32.7	小区 32	216 319	33.3	2.6	8.3
小区 5	23 735	55.2	18.0	34.0	小区 33	68 767	95.8	12.2	13.3
小区 6	113 391	26.0	8.5	34.0	小区 34	53 997	47.9	5.7	12.5
小区 7	57 126	67.7	14.1	21.7	小区 35	71 973	7.9	2.0	1.5
小区 8	30 343	87.9	26.4	31.3	小区 36	120 927	70.8	13.2	19.4
小区 9	9 123	75.0	12.8	17.8	小区 37	84 511	20.8	2.1	3.4
小区 10	48 611	97.7	21.4	22.8	小区 38	62 287	52.1	9.4	18.8
小区 11	60 079	7.1	0.1	0.4	小区 39	102 506	99.1	15.0	15.7
小区 12	41 956	30.2	6.4	22.1	小区 40	69 649	46.9	17.3	38.5
小区 13	106 050	49.0	22.4	47.6	小区 41	52 428	49.0	14.7	31.3
小区 14	28 632	29.2	8.9	31.8	小区 42	41 530	52.1	4.8	9.5
小区 15	61 312	28.1	13.1	48.4	小区 43	35 133	17.7	2.2	2.8
小区 16	73 944	33.3	21.5	67.1	小区 44	66 670	45.8	9.3	21.1
小区 17	16 019	12.3	1.2	1.3	小区 45	75 054	74.0	19.6	27.5
小区 18	49 709	74.0	10.9	15.3	小区 46	171 458	69.8	10.1	15.1
小区 19	102 022	45.8	20.6	46.8	小区 47	86 070	12.1	2.8	3.6
小区 20	97 731	83.0	29.2	36.6	小区 48	70 989	9.8	1.4	3.0
小区 21	74 139	11.3	1.3	1.6	小区 49	64 874	25.0	5.1	21.3
小区 22	104 224	70.8	21.2	31.2	小区 50	19 109	69.8	8.1	12.1
小区 23	59 397	23.3	1.6	5.1	小区 51	33 425	67.7	5.7	8.8
小区 24	76 967	14.3	2.3	3.5	小区 52	20 420	40.1	37.5	97.5
小区 25	85 444	38.5	19.9	53.7	小区 53	65 959	52.1	1.7	3.4
小区 26	81 070	70.8	22.4	33.0	小区 54	83 087	52.1	2.4	4.9
小区 27	57 836	78.1	1.9	2.6	小区 55	98 529	90.0	16.8	19.5
小区 28	127 209	94.4	19.0	21.0	—	—	—	—	—

经过 *k*-means 聚类分析, 二类居住用地的近期(第 3 年)、中期(第 15 年)、远期(第 30 年)的负荷预测如表 3 所示。

表 3 二类居住用地的负荷预测

Table 3 Load forecasting of the second kind of residential land

时间	近期	中期	远期
二类居住用地负荷预测/MW	38.24	43.25	44.08

同理可得其他用地性质的近、中、远期的负荷预测如表 4 所示。

同时率取 0.9, 则该工业园区的近、中、远期的负荷预测值分别为 438.57 MW、496.02 MW、505.49 MW。

表 4 各类用地的负荷预测

Table 4 Load forecasting of various types of lands

用地性质	近期	中期	远期
一类居住用地	7.71	8.72	8.89
二类居住用地	38.24	43.25	44.08
三类居住用地	8.93	10.10	10.29
行政办公用地	3.55	4.01	4.09
商业金融用地	8.12	9.18	9.36
医疗卫生用地	0.75	0.84	0.86
一类工业用地	249.06	281.69	287.07
二类工业用地	135.48	153.22	156.15
普通仓储用地	9.36	10.59	10.79
公共停车场	1.66	1.88	1.91
市政设施用地	24.44	27.65	28.17
总计	487.29	551.13	561.67

7 结论

为解决小区发展过程中的不确定性和不均衡性, 本文建立了考虑小区发展不均衡性和不确定性的多阶段空间负荷预测模型, 通过理论研究和实例验证, 得到以下结论:

(1) 最大负荷能够反映短时用电情况, 能够用以衡量电网安全性, 若反映小区用电的稳定性, 还需要考虑用电量、平均负荷等指标。

(2) 用电指标与经济发展存在强相关性, 用地性质相同的小区电力指标差异说明小区发展存在不均衡, 采用 k -means 算法对小区电力经济指标进行聚类分析, 可对小区的发展阶段进行定性。

(3) 在当前复杂形势下小区发展阶段会相互转化且具有不确定性, 该过程具有马尔科夫性。用小区发展阶段之间的转移概率来揭示空间负荷变化趋势, 可有效解决小区发展过程中的不确定性。

(4) 利用业扩报装信息、发展阶段的转化概率及其他用户的用电信息, 分别建立不同小区的近期空间负荷预测模型, 有利于提高新建小区及缺乏历史负荷数据小区的负荷预测鲁棒性。

(5) 利用马尔科夫链的状态转移矩阵, 结合最新数据对状态转移矩阵进行修正, 可有效提高空间负荷预测的准确性。

参考文献

- [1] HAN J, KONG X, LI P, et al. A novel low voltage ride through strategy for cascaded power electronic transformer[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2019, 4(3): 227-238. DOI: 10.1186/s41601-019-0137-1.
- [2] XIAO Jun, HE Qibo, ZU Guoqiang. Distribution management system framework based on security region for future low carbon distribution systems[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2015, 3(4): 544-555.
- [3] 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.
- [4] 贾龙, 胡泽春, 宋永华, 等. 储能和电动汽车充电站与配电网的联合规划研究[J]. *中国电机工程学报*, 2017, 37(1): 73-84.
JIA Long, HU Zechun, SONG Yonghua, et al. Joint planning of distribution networks with distributed energy storage systems and electric vehicle charging stations[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2017, 37(1): 73-83.
- [5] MELO J D, CARRENO E M, CALVIÑO A, et al. Determining spatial resolution in spatial load forecasting using a grid-based model[J]. *Electric Power Systems Research*, 2014, 111(2): 177-184.
- [6] 唐玮, 钟士元, 舒姣, 等. 基于 GRA-LSSVM 的配电网空间负荷预测方法研究[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 46(24): 76-82.
TANG Wei, ZHONG Shiyuan, SHU Jiao, et al. Research on spatial load forecasting of distribution network based on GRA-LSSVM method[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 46(24): 76-82.
- [7] 杨晟, 王浩淼, 才思远, 等. 面向电力营销精益化的综合能源服务研究[J]. *华电技术*, 2019, 41(11): 5-8.
YANG Sheng, WANG Haomiao, CAI Siyuan, et al. Research on integrated energy service in lean marketing of power[J]. *Huadian Technology*, 2020, 41(11): 5-8.
- [8] CHICCO G, IONEL O-M, PORUMB R. Electrical load pattern grouping based on centroid model with ant colony clustering[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 28(2): 1706-1715.
- [9] 邱起瑞, 李更丰, 潘雨晴. 基于用电行为综合指标的用户负荷分类研究[J]. *智慧电力*, 2018, 46(10): 26-31.
QIU Qirui, LI Gengfeng, PAN Yuqing. Research on user load classification based on synthetic index of electricity consumption behavior[J]. *Smart Power*, 2018, 46(10): 26-31.
- [10] YANG Jingjie, WANG Qiang. A deep learning load forecasting method based on load type recognition[C] // 2018 International Conference on Machine Learning and Cybernetics (ICMLC), July 15-18, 2018, Chengdu, China: 173-177.
- [11] 郭艳飞, 程林, 李洪涛, 等. 基于支持向量机和互联网信息修正的空间负荷预测方法[J]. *中国电力*, 2019, 53(4): 80-88.
GUO Yanfei, CHENG Lin, LI Hongtao, et al. Spatial load forecasting method based on support vector machine and internet information correction[J]. *Electric Power*, 2019, 53(4): 80-88.
- [12] 陈涛, 吕松, 任廷林, 等. 基于最小二乘支持向量机的周用电量预测方法[J]. *华电技术*, 2020, 42(1): 35-39.
CHEN Tao, LÜ Song, REN Tinglin, et al. Prediction method for weekly electricity consumption based on LSSVM algorithm[J]. *Huadian Technology*, 2020, 42(1): 35-39.
- [13] WILLIS H L, POWELL R W, WALL D L. Load transfer coupling regression curve fitting for distribution load forecasting[J]. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, 1984, 103(5): 1070-1076.
- [14] 李富鹏, 沈秋英, 王森, 等. 基于大数据和多因素组合分析的单元制配电网精细化负荷预测[J]. *智慧电力*, 2020, 48(1): 55-62.
LI Fupeng, SHEN Qiuying, WANG Sen, et al. Refined load forecasting method for unit distribution network based on big data and multiple factors[J]. *Smart Power*, 2020, 48(1): 55-62.
- [15] 李晓辉, 李磊, 刘伟东, 等. 基于动态交通信息的电动

- 汽车充电负荷时空分布预测[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(1): 117-125.
- LI Xiaohui, LI Lei, LIU Weidong, et al. Spatial-temporal distribution prediction of charging load for electric vehicles based on dynamic traffic information[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(1): 117-125.
- [16] 乔文娟. 基于蒙特卡洛模拟的电动汽车充电负荷预测[J]. 华电技术, 2018, 40(6): 19-22.
- QIAO Wenjuan. Charging load prediction of electric vehicles based on Monte Carlo simulation[J]. Huadian Technology, 2018, 40(6): 19-22.
- [17] 靳现林, 赵迎春, 吴刚. 考虑分布式光伏和电动汽车接入的配电网空间负荷预测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(14): 10-19.
- JIN Xianlin, ZHAO Yingchun, WU Gang. Space load forecasting of distribution network considering distributed PV and electric vehicle access[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(14): 10-19.
- [18] MARCEL M G, CARLOS H V D M, CLAUDIO I D A C, et al. Modified imperialist competitive optimization to high resolution spatial electric load demand forecasting[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2018, 35(5): 5495-5506.
- [19] 赵腾, 王林童, 张焰, 等. 采用互信息与随机森林算法的用户用电关联因素辨识及用电量预测方法[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(3): 604-614.
- ZHAO Teng, WANG Lintong, ZHANG Yan, et al. User power-related factors identification and power consumption prediction method based on mutual information and random forest algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(3): 604-614.
- [20] 李亦言, 韩冬, 严正, 等. 复杂城市化因素下的饱和和负荷预测模型[J]. 电网技术, 2016, 40(9): 2824-2831.
- LI Yiyan, HAN Dong, YAN Zheng, et al. Saturated load forecasting model under complex urbanization characteristics[J]. Power System Technology, 2016, 40(9): 2824-2831.
- [21] GE Shaoyun, WANG Shiju, LU Zhiying, et al. Substation planning method in an active distribution network under low-carbon economy[J]. Journal of Modern Power Systems and Clean Energy, 2015, 3(4): 468-474.
- [22] 城市用地分类与规划建设用地标准: GB50137—2011[S].
- [23] 李响, 胡天彤, 牛赛, 等. 一流配电网全寿命周期评价体系研究[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(9): 80-85.
- LI Xiang, HU Tiantong, NIU Sai, et al. Research of the assessment system for the life-cycle of first-class distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(9): 80-85.
- [24] 张斌, 庄池杰, 胡军, 等. 结合降维技术的电力负荷曲线集成算法[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(15): 3741-3749.
- ZHANG Bin, ZHUANG Chijie, HU Jun, et al. Ensemble clustering algorithm combined with dimension reduction techniques for power load profiles[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(15): 3741-3749.
- [25] 马愿, 张倩, 李国丽, 等. 基于频域分解的短期负荷预测研究分析[J]. 中国电力, 2019, 53(4): 80-85.
- MA Yuan, ZHANG Qian, LI Guoli, et al. Research and analysis of short-term load forecasting based on frequency domain decomposition[J]. Electric Power, 2019, 53(4): 80-85.
- [26] 吉兴全, 傅荣荣, 文福拴, 等. 饱和和负荷预测中的多级聚类分析和改进 Logistic 模型[J]. 电力系统及其自动化学报, 2017, 29(8): 138-144.
- JI Xingquan, FU Rongrong, WEN Fushuan, et al. Multilevel clustering analysis and improved logistic model for saturated load forecasting[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2017, 29(8): 138-144.
- [27] 王庆燕, 曹生让, 陈秉岩, 等. 基于谱峭度分析和粒子群 Kmeans 算法的高压断路器故障诊断研究[J]. 高压电器, 2019, 55(5): 23-28.
- WANG Qingyan, CAO Shengrang, CHEN Bingyan, et al. Study on fault diagnosis of high voltage circuit breaker based on spectral kurtosis analysis and particle swarm optimization Kmeans clustering algorithm[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(5): 23-28.
- [28] 邓海, 覃华, 孙欣. 一种优化初始中心的 K-means 聚类算法[J]. 计算机技术与发展, 2013, 23(11): 42-45.
- DENG Hai, QIN Hua, SUN Xin. A K-means clustering algorithm of meliorated initial center[J]. Computer Technology and Development, 2013, 23(11): 42-45.
- [29] 付盼, 胡庆林. 基于聚类分析的风电场多机等效建模方法研究[J]. 高压电器, 2019, 55(4): 198-203.
- FU Pan, HU Qinglin. Research on multi-machine equivalent modeling method of wind farm based on cluster analysis[J]. High Voltage Apparatus, 2019, 55(4): 198-203.
- [30] 周志华. 机器学习[M]. 北京: 清华大学出版社, 2016.
-
- 收稿日期: 2020-03-29; 修回日期: 2020-08-06
- 作者简介:
马临超(1981—), 男, 硕士, 讲师, 主要从事配电网规划、数据挖掘研究工作; E-mail: malinchao@163.com
齐山成(1982—), 男, 通信作者, 硕士, 讲师, 主要从事配电网规划、数据挖掘研究工作。E-mail: qishancheng@163.com

(编辑 张爱琴)