

# 基于负荷细分的差异化用户基线负荷预测

王啸峰<sup>1</sup>, 苏慧玲<sup>2</sup>, 宋天立<sup>3</sup>, 黄奇峰<sup>2</sup>

(1. 国网江苏省电力有限公司, 江苏 南京 210024;

2. 国网电能计量重点实验室(国网江苏省电力有限公司电力科学研究院),

江苏 南京 210019; 3. 东南大学电气工程学院, 江苏 南京 210096)

**摘要:**电力用户基线负荷(CBL)预测精度会极大影响需求响应效果的评估。本文基于负荷细分,考虑多维用电行为及其影响因素,通过精细化用户用电行为特征,提出一种考虑用户用电模式差异化的基线负荷预测方法。首先采用Ward-模糊C均值(FCM)聚类法,并结合负荷特性指标,改善用户负荷曲线聚类分析的效果;然后,分析气象、时间等多维影响因素,建立考虑温湿度和气温累积效应等城市微气象因素及节假日社会行为因素的差异化用电行为分析模型,提出温度敏感型、节假日敏感型以及两者均不敏感的精细化用电模式;最后,提出不同用电模式的CBL预测方法,建立综合评估方法分析其预测准确度。算例结果表明,所提算法能进一步提高CBL预测精度。

**关键词:**基线负荷预测;差异化;负荷细分;用电行为;Ward-FCM聚类

中图分类号:TM744

文献标志码:A

文章编号:2096-3203(2018)06-0033-06

## 0 引言

随着能源转型的不断发展,电力需求响应被认为是消纳新能源、解决弃风弃光问题的有效措施<sup>[1-5]</sup>。在电力需求响应项目效果评价中,用户基线负荷(customer baseline load, CBL)预测能够为评价电力需求响应以及对用户负荷调整程度提供定量的依据。

常用基线负荷预测方法有一次指数平滑法(exponential moving average, EMA)、High X of Y 平均值法、Middle X of Y 平均值法、线性回归法等。现有文献从不同角度研究了CBL的预测,如考虑用户次日保电计划和检修计划的相似日负荷平均值法<sup>[6]</sup>、基于负荷特性聚类分析的基线负荷预测方法<sup>[7-8]</sup>。但由于用户用电行为的多样化<sup>[9]</sup>,现有文献缺乏对用户用电行为及其影响因素的差异化考虑。而且,迎峰型负荷是当前国内需求响应的重点,其基线负荷预测精度也是关注的难点。因此,如何筛选迎峰型负荷,精细化该类型负荷的用电行为分析,挖掘其差异化用电模式,提高CBL预测精度对于能源转型下需求响应的应用发展有着重要的意义。

本文提出一种基于负荷细分的差异化CBL预测方法。该方法采用Ward-模糊C均值(fuzzy C-means, FCM)聚类法并结合日负荷率、日峰谷差率等负荷特性指标,筛选出迎峰型用电负荷用户;考虑城市微气象以及节假日影响因素,分别建立基于灵

敏度的用电行为差异化分析模型,精细化挖掘用户用电行为特征,提出温度敏感型、节假日敏感型以及两者均不敏感型等3种差异化用电模式;针对每一种用电模式,提出其基线负荷预测方法,并建立综合评估模型分析其预测准确度。算例分析验证了本文所提方法的有效性。

## 1 Ward-FCM 聚类法

本文以迎峰型负荷为重点进行分析,采用Ward-FCM聚类法<sup>[10-11]</sup>同时结合负荷特性指标筛选迎峰型负荷。

Ward-FCM聚类法采用基于离差平方和法(Ward法)的系统聚类法进行一次聚类,如式(1)所示,得到初始聚类中心,并以该聚类中心作为FCM聚类的初始值进行二次聚类,进而得到二次聚类中心。其中,一次聚类采用系统聚类法对负荷特性进行分类;二次聚类采用FCM法,聚类中心由初次系统聚类结果提供。这样,既可避免FCM法对初始参数的敏感性,又能取得分类准确客观的聚类效果。

$$W_k = \sum_{x_i \in G_k} (x_i - \bar{x}_k)'(x_i - \bar{x}_k) \quad (1)$$

式中: $W_k$ 为类内离差平方和; $G_k$ 为类,包含 $m$ 个元素,记为 $x_i (i = 1, 2, \dots, m)$ ;  $\bar{x}_k$ 为平均值。

为进一步提高用户负荷曲线聚类结果的有效性,本文考虑日负荷率、日峰谷差率等负荷特性指标,如式(2)、(3)所示,对二次聚类的结果做进一步聚类处理,以优化聚类中心。

$$\alpha = \frac{P_{av}}{P_{max}} \times 100\% \quad (2)$$

收稿日期:2018-09-12 修回日期:2018-10-18

基金项目:国家重点研发计划资助项目(2016YFB0901100)

$$\beta = \frac{P_{\max} - P_{\min}}{P_{\max}} \times 100\% \quad (3)$$

式中： $\alpha$  为日负荷率； $P_{\text{av}}$  为当日平均负荷； $P_{\text{max}}$  为日最高负荷； $\beta$  为日峰谷差率； $P_{\text{min}}$  为日最低负荷。

## 2 多维用电行为差异化分析模型

基于敏感性分析理论,从气象维度和时间维度建立差异化分析模型,针对精细化用电模式进行分析,并且将迎峰型负荷用户的用电行为分为气温敏感型、节假日敏感型以及两者均不敏感型等3种差异化用电模式。其中,气象维度是分析用户负荷对气温及温湿效应、气温累积效应等城市微气象的敏感程度;时间维度是分析用户负荷对节假日的相关性。

### 2.1 气象维度

由于电力负荷受到温湿效应<sup>[12]</sup>和气温累积效应<sup>[13-14]</sup>等城市微气象的影响。因此为了减小这种影响,使负荷能够更加准确地反映实际气温的变化,在分析负荷与气温的关联性之前,要对气温进行修正<sup>[15-17]</sup>,如图1所示。

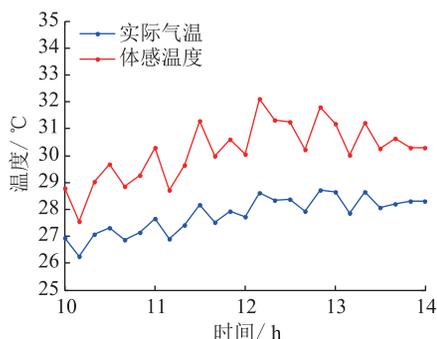


图1 体感温度与实际气温对比曲线

Fig.1 Comparisons between somatosensory temperature and actual temperature

选取日最高气温大于30℃时用户典型负荷中的日最大负荷和日最高气温作为研究对象,采用最小二乘法进行线性回归,定义回归系数为气温灵敏度,建立考虑气温维度的用电行为差异化模型如式(4)所示。若灵敏度大于1,则认为该用户为高温敏感负荷。

$$\rho = \frac{n \sum_{i=1}^n P_i T_i - \sum_{i=1}^n P_i \sum_{i=1}^n T_i}{n \sum_{i=1}^n T_i^2 - \left( \sum_{i=1}^n T_i \right)^2} \quad (4)$$

式中： $\rho$  为气温灵敏度； $n$  为一年中日最高气温大于30℃时的总天数； $P_i$  为每天的日最大负荷； $T_i$  为每天的日最高气温。

### 2.2 时间维度

为了分析是否存在节假日的影响,建立考虑节假日维度的用电行为差异化模型,如式(5)所示。其中,定义节假日大于50%的用户为节假日敏感负荷。

$$\lambda = \frac{D_h}{D_s} \times 100\% \quad (5)$$

式中： $\lambda$  为节假日占比； $D_s$  为对用户一年365日负荷曲线样本进行聚类分析后得到的每类负荷所含的样本个数； $D_h$  为  $D_s$  中属于节假日的样本个数。

## 3 考虑用电行为差异化的基线负荷预测算法

### 3.1 预测方法

传统基线负荷的预测过程一般分为数据选择、基线计算和调整计算3个步骤。结合传统3种基线负荷计算方法,考虑气温敏感型、节假日敏感型以及两者均不敏感型等3种差异化用电模式,本文提出考虑不同用户用电模式下的差异化基线负荷预测方法。

(1) 气温敏感用电模式。因为该类用户对应的用电模式为仅温度敏感,故在数据选择时不用考虑节假日的影响,在调整计算环节则须考虑温度敏感的CBL调整方法。即在计算初次CBL后,根据需求响应当天的实际负荷与温度,采用线性回归对初次CBL进行调整。

(2) 节假日敏感用电模式。该模式下的历史数据选择时要考虑节假日的影响。例如:若需求响应当天是工作日,则选择历史数据时只选择工作日。反之,若需求响应当天为节假日,则须选择只有节假日的历史数据。

(3) 节假日和温度均不敏感用电模式。在该模式下,CBL不考虑两者对基线负荷预测的影响。具体表现为:在数据选择环节直接向前选取历史数据计算窗口,不用考虑计算窗口是否为节假日,同时也不考虑计及温度的调整计算。故针对该类型用户,只要进行CBL简单计算即可,进而简化了传统CBL计算过程。

简单CBL计算采用传统的EMA、High X of Y和Middle X of Y平均值法。3种方法在美国各地区ISO中均有应用,例如New England ISO(NEISO)采用EMA,对过去5个工作日的负荷求平均值,剔除参与需求响应项目的那些天,并剔除1d内连续4h低于事件期间平均用电量的75%或高于其125%的那些天。New York ISO(NYISO)、PJM和California

ISO(CAISO)均采用 High X of Y 平均值法,但是在具体数据选择以及调整方法上不尽相同。美国德州电力可靠性委员会(ERCOT)采用 Middle X of Y 平均值法,同样以过去 10 个工作日为时间挑选窗口,去除日用电量(kW)最大值和最小值的 2 d,再对剩下的 8 d 求平均值,剔除实施了需求响应项目的那些天。

### 3.2 CBL 综合评估方法

综合考虑基线负荷和实际负荷的偏差程度以及偏差趋势,建立综合评估(overall performance index, OPI)模型,如式(6)所示。

$$\gamma_{OPI} = \lambda |\gamma_{RRMSE}| + (1 - \lambda) |\gamma_{ARE}| \quad (6)$$

其中, $\gamma_{RRMSE}$ 为相对均方根误差,反映了基线负荷和实际负荷的偏差程度,如式(7)所示; $\gamma_{ARE}$ 为平均相对误差,表示预测负荷偏离实际负荷的趋势,如式(8)所示。

$$\gamma_{RRMSE} = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - y_i)^2}}{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i} \quad (7)$$

$$\gamma_{ARE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \quad (8)$$

### 3.3 预测流程

考虑用电行为差异化的基线负荷流程如图 2 所示。首先,对用户用电负荷进行数据挖掘分析,筛选出迎峰型负荷。然后,分析其气温敏感度、节假日敏感度,根据迎峰型负荷差异化特征分为节假日敏感型、气温敏感型和节假日及气温均不敏感型等 3 种用电模式,分别计算不同用电模式下的 CBL。最后,采用综合评估方法分析其预测精度。

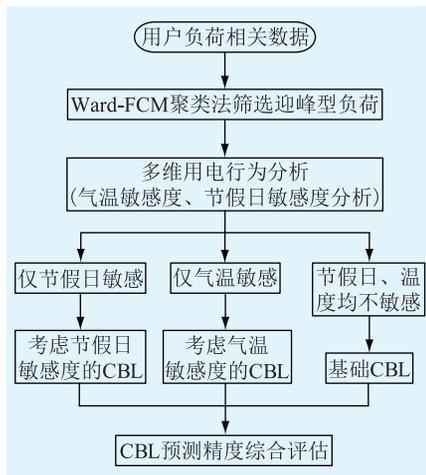


图2 差异化基线负荷预测流程框架

Fig.2 Flow chart of differentiated baseline load forecasting

## 4 算例分析

### 4.1 Ward-FCM 聚类分析

以分布于不同行业的 250 个用电大客户为对象(如图 3 所示),进行 96 点日负荷数据的挖掘分析。结果如图 4 所示,250 个用电大客户的日负荷数据聚类为 8 类。

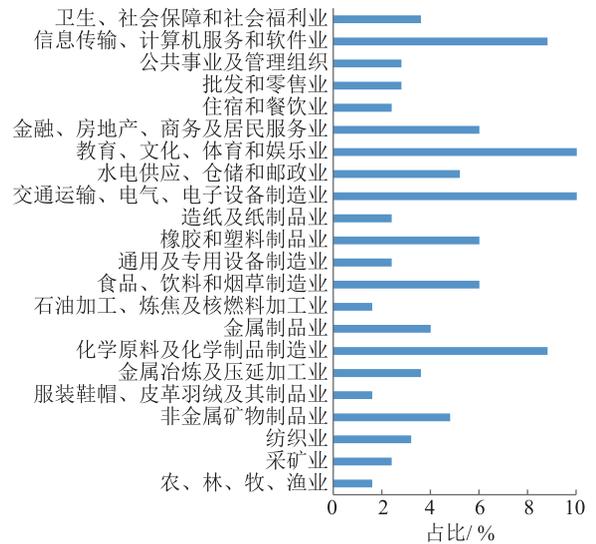


图3 用电大客户的行业占比

Fig.3 The percentage of power consumers in different sectors

按照聚类中心负荷曲线形状,可以将用电行为特征分为迎峰型、避峰型、高负荷率型、连续型。由图 4 可知,第二、三、五、八类负荷曲线具有明显的高峰和低谷,负荷高峰出现在白天,低谷出现在晚上,为迎峰型负荷;第一、六类负荷高峰出现在晚上,低谷出现在白天,为避峰型负荷;第七类负荷日负荷率非常高,没有明显的负荷高峰和负荷低谷,负荷曲线整体保持平稳,波动较小,为高负荷率型;第四类负荷峰期与谷期的负载率都比较高,可以认为白天和夜间都在连续生产,为连续型负荷,但该类型负荷存在较明显的负荷高峰,负荷波动较大。

不同特征类型的负荷占比分析如图 5 所示。迎峰型负荷在行业用户中的占比最高,且其日用电特征比较符合人们正常的生产与生活方式,主要集中在金融、房地产、商务及居民服务业、住宿和餐饮业、批发和零售业、公共事业及管理组织、卫生、社会保障和社会福利业,这些行业一般白天用峰电较多,而晚上用电较少,处于低谷状态。相较避峰型、高负荷率型、连续型而言,迎峰型具有较大的需求响应潜力,是多维用电行为分析的重点负荷类型。

### 4.2 差异化用电行为分析

将用户用电负荷分为节假日敏感、气温敏感和

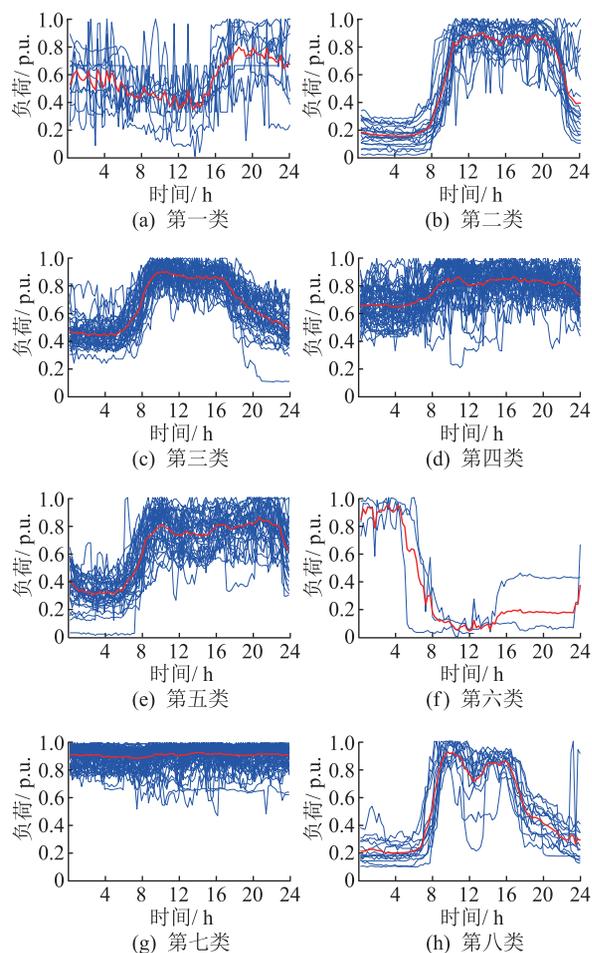


图4 用电大客户负荷聚类曲线

Fig. 4 Load clustering curve of power consumers from Class 1 to Class 8 (a-h respectively)

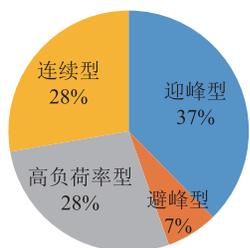


图5 行业用户不同特征类型负荷占比分析

Fig.5 The percentage of different power features

节假日及气温均不敏感负荷型。图6所示为某节假日敏感用户全年日负荷曲线聚类结果。该用户包含2种负荷特征曲线。

分析负荷特征曲线I、负荷特征曲线II的气温敏感度、节假日敏感度,如表1所示。由表1可知,该用户负荷特征曲线II的节假日占比为71%,为节假日敏感负荷,负荷特征曲线I的气温敏感度和节假日敏感度均较小,为节假日和气温均不敏感负荷。

### 4.3 CBL 分析

首先,分析3种差异化用电模式下的基线负荷预测精度。其次,随机抽取某用户对其进行CBL进

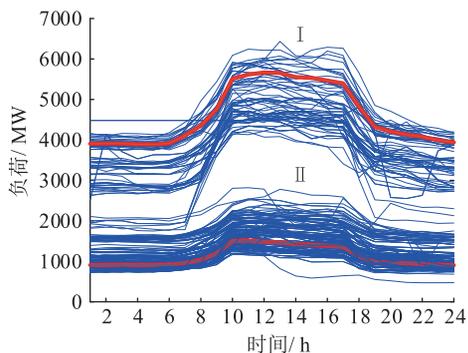


图6 某用户全年日负荷曲线数据挖掘分析

Fig.6 Data mining analysis of annual daily load curve

表1 某用户全年日负荷曲线气温敏感度和节假日敏感度

Tab.1 Temperature and holiday sensitivities of annual daily load curve

负荷曲线	天数	节假日占比/%	气温灵敏度
I	266	17	0.60
II	80	71	0.48

行计算,验证本文方法的有效性。

#### 4.3.1 CBL 预测综合评估

在节假日/温度敏感用电模式下,选取某个典型用户,分别采用EMA、High X of Y 和 Middle X of Y 3种CBL方法,分析对比本文所提方法与传统常规方法的预测精度,如图7所示。针对节假日敏感用电模式,对于3种不同的计算方法而言,在数据选择环节时考虑节假日的数据选择将均有助于提升CBL计算的准确性。针对温度敏感用电模式,采用调整的CBL计算方法均比不采用调整的计算方法误差要低。

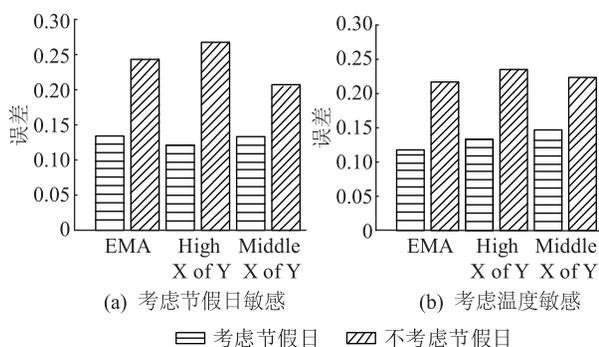


图7 敏感用电模式下本文方法和传统方法预测精度对比

Fig.7 Prediction accuracy comparison with traditional method in sensitive mode

在节假日/温度均不敏感模式下,CBL的计算不受节假日/温度的影响,可以直接采用传统基线负荷方法,但是由于EMA考虑了需求响应当日的实际负荷,因此其预测准确度较High X of Y 和 Middle X of Y 更高,如图8所示。

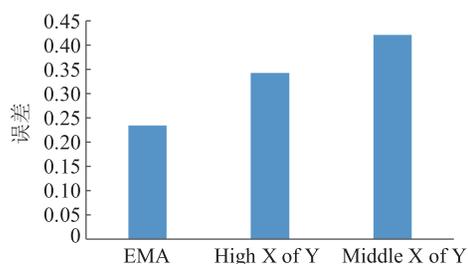


图8 节假日/温度均不敏感模式的基线负荷准确度对比

Fig.8 Customer baseline load accuracy for holiday/temperature insensitivity

#### 4.3.2 CBL 预测结果

为了证明本文所提方法的有效性,随机抽某一用户对其 CBL 进行计算,假设需求响应时间段为 13:00:00 至 18:00:00,需求响应当天用电模式由相似日计算得出。将本文方法和传统方法作对比,结果如图 9 所示。本文方法考虑了用户用能模式的差异化,较传统方法而言能够有效提高 CBL 预测的准确度。

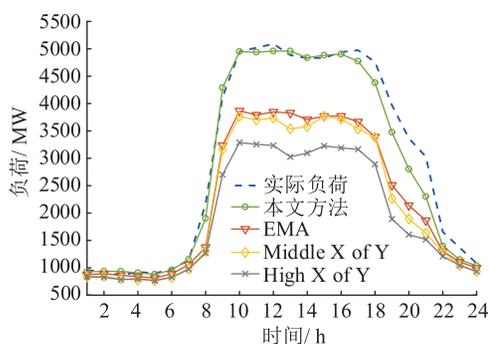


图9 基于聚类的 CBL 计算方法与传统方法对比分析

Fig.9 Prediction accuracy comparison with traditional method in sensitive mode

综上,相比较与传统方法,针对节假日或温度敏感型用户负荷,考虑节假日的数据选择和考虑温度的调整则提升了 CBL 计算的准确性;针对节假日和温度均不敏感用户负荷,不考虑节假日和温度简化了用户 CBL 的计算步骤。

## 5 结语

基线负荷预测精度是评估需求响应效果的关键因素。本文提出了一种基于负荷细分的差异化 CBL 预测方法。该方法能够有效筛选出迎峰型负荷用户;将迎峰型负荷进一步精细化为气温敏感型、节假日敏感型和气温及节假日均不敏感型等 3 种差异化用电模式,在此基础上提出了不同用电模式的差异化 CBL 预测。分析结果表明,迎峰型负荷具有较大的需求响应潜力,在行业负荷中占比较大,是基线负荷分析的重点,本文所提方法能够有

效提高 CBL 的预测精度。

未来在综合能源系统下,用户用能形式将更加多样化、复杂化,所提方法能够精细化分析综合能源下的用能行为特征,提高综合能源系统的 CBL 预测精度,为综合能源系统的需求响应评估提供一定的参考和借鉴意义。

#### 参考文献:

- [1] 李作峰,陈振宇. 江苏电力需求响应的探索和实践[J]. 电力需求侧管理,2018,20(1):4-8.  
LI Zuofeng, CHEN Zhenyu. The exploration and practice of Jiangsu power demand response [J]. Power DSM, 2018, 20(1): 4-8.
- [2] 孙宇军,王 岩,王蓓蓓,等. 考虑需求响应不确定性的多时间尺度源荷互动决策方法[J]. 电力系统自动化,2018,42(2):106-113,159.  
SUN Yujun, WANG Yan, WANG Beibei, et al. Multi-time decision method for source-load interaction considering demand response uncertainty [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(2): 106-113, 159.
- [3] 赵洪山,王莹莹,陈 松. 需求响应对配电网供电可靠性的影响[J]. 电力系统自动化,2015,39(17):49-55.  
ZHAO Hongshan, WANG Yingying, CHEN Song. Impact of demand response on distribution system reliability [J]. Automation of Electric Systems, 2015, 39(17): 49-55.
- [4] 舒印彪,张智刚,郭建波,等. 新能源消纳关键因素分析及解决措施研究[J]. 中国电机工程学报,2017,37(1):1-8,51.  
SHU Yinbiao, ZHANG Zhigang, GUO Jianbo, et al. Study on key factors and solution of renewable energy accommodation [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(1): 1-8, 51.
- [5] 王 健,鲁宗相,乔 颖,等. 高载能负荷提高风电就地消纳的需求响应模式研究[J]. 电网技术,2016,41(7):2115-2124.  
WANG Jian, LU Zongxiang, QIAO Ying, et al. Research on demand response mechanism of wind power local accommodation utilizing energy-intensive loads [J]. Power System Technology, 2016, 41(7): 2115-2124.
- [6] 牛文娟, 王磊,李 扬. 需求响应项目中用户基线负荷计算方法及其应用[J]. 东南大学学报(自然科学版),2014,44(3):556-560.  
NIU Wenjuan, WANG Lei, LI Yang. Calculation method and application of customer baseline load in demand response project [J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2014, 44(3): 556-560.
- [7] 马 庆,李歧强. 基于电力需求响应的公共建筑基线负荷预测[J]. 山东大学学报(工学版),2011,41(2):114-118.  
MA Qing, LI Qiqiang. Public buildings baseline load forecasting based on demand response in electric power [J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2011, 41(2): 114-118.
- [8] 林 兼. 台区负荷特性分析及基线负荷预测研究[D]. 北京:华北电力大学,2017:39-50.

- LIN Jian. Analysis of power load characteristic in transformer areas and a study on baseline load forecasting[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017:39-50.
- [9] 罗滇生, 杜 乾, 别少勇, 等. 基于负荷分解的居民差异化用电行为特征分析[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(21): 29-33.
- LUO Diansheng, DU Qian, BIE Shaoyong, et al. Analysis of differentiation residential electricity consumption characteristic based on power load decomposition [J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(21): 29-33.
- [10] 刘顺桂, 杨佳驹, 王 磊. 考虑用户用电特性的基线负荷计算方法[J]. 电力需求侧管理, 2016, 18(3): 17-22.
- LIU Shungui, YANG Jiaju, WANG Lei. Baseline load calculation with considering customer different electrical characteristics[J]. Power Demand Side Management, 18(3): 17-22.
- [11] 宗 柳, 李 扬, 王蓓蓓. 计及需求响应的多维度用电特征精细挖掘[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(20): 54-58.
- ZONG Liu, LI Yang, WANG Beibei. Fine-mining of multi-dimension electrical characteristics considering demand response [J]. Automation of Electric Systems, 2012, 36(20): 54-58.
- [12] 曹 磊, 祖 蓓. 夏季温湿指数与气象敏感电力负荷的研究[J]. 现代电力, 2011, 28(5): 41-45.
- CAO Lei, ZU Bei. Research on summer temperature-humidity index and weather sensitive electric load[J]. Modern Electric Power, 2011, 28(5): 41-45.
- [13] 高赐威, 李倩玉, 苏卫华, 等. 短期负荷预测中考虑积温效应的温度修正模型研究[J]. 电工技术学报, 2015, 30(4): 242-248.
- GAO Ciwei, LI Qianyu, SU Weihua, et al. Temperature correction model research considering temperature cumulative effect in short-term load forecasting[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(4): 242-248.
- [14] 黎灿兵, 尚金成, 朱守真, 等. 气温影响空调负荷的累积效应导致能耗的分析[J]. 电力系统自动化, 2010, 34(20): 30-33.
- LI Canbing, SHANG Jincheng, ZHU Shouzhen, et al. An analysis of energy consumption caused by air temperature-affected accumulative effect of the air conditioning load [J]. Automation of Electric Systems, 2010, 34(20): 30-33.
- [15] 李 滨, 黄 佳, 吴 茵, 等. 基于分形特性修正气象相似日的节假日短期负荷预测方法[J]. 电网技术, 2017, 41(6): 1958-1964.
- LI Bin, HUANG Jia, WU Yin, et al. Holiday short-term load forecasting based on fractal characteristic modified meteorological similar day[J]. Power System Technology, 2017, 41(6): 1958-1964.
- [16] CHU Wenchen, CHEN Yiping, XU Zhengwei, et al. Multi-region short-term load forecasting in consideration of HI and load/ weather diversity [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2011, 47(1): 232-237.
- [17] LI Y, BAO Y Q, YANG B, et al. Modification method to deal with the accumulation effects for summer daily electric load forecasting [J]. International Journal of Electrical Power and Energy Systems, 2015, 73: 913-918.

作者简介:



王啸峰

王啸峰(1969—),男,硕士,高级经济师,从事企业战略管理和电力市场建设工作(E-mail:wangsharefancy@sina.com);

苏慧玲(1983—),女,博士,高级工程师,从事电能计量及智能用电方面的研究工作;

宋天立(1992—),男,博士研究生,研究方向为能源互联网和需求侧管理。

## Differential Customer Baseline Load Forecasting Based on Load Subdivision

WANG Xiaofeng<sup>1</sup>, SU Huiling<sup>2</sup>, SONG Tianli<sup>3</sup>, HUANG Qifeng<sup>2</sup>

(1. State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Nanjing 210024, China;

2. Energy Measurement Key Laboratory of State Grid (State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd. Research Institute),

Nanjing 210019, China; 3. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** The accuracy of power customer baseline load (CBL) prediction will greatly affect the evaluation of demand response. In this paper, taking multidimensional electricity behavior and its influencing factors into consideration, a user differentiated baseline load prediction method based on load subdivision is proposed by elaborating user behavior characteristics. This method uses Ward-FCM cluster analysis and combines the load characteristic index to improve the effect of user load curve cluster analysis. Based on the analysis of multi-dimensional influencing factors such as meteorology and time, a refined analysis method of electricity consumption behavior is put forward considering urban micro meteorological factors such as temperature, humidity and temperature cumulative effect and social behavior factors during holidays. The temperature-sensitive, holiday-sensitive and both-insensitive differential power behaviors are obtained. On this basis the customer baseline load forecasting analysis of differentiated power consumption is performed and a comprehensive evaluation model is established to analyze the prediction accuracy. The analysis results show that the proposed algorithm can further improve the accuracy of baseline load forecasting.

**Key words:** baseline load prediction; differentiated; load subdivision; power usage behavior; Ward-FCM clustering

(编辑 刘晓燕)