

# 基于行业特性的路灯用电异常检测方法

杨艺宁<sup>1</sup>, 薛 阳<sup>1</sup>, 徐英辉<sup>1</sup>, 宋如楠<sup>1</sup>, 苏 盛<sup>2</sup>

(1. 中国电力科学研究院有限公司, 北京 100192; 2. 长沙理工大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410114)

**摘 要:**数据驱动的用电异常检测一般根据设置的特征指标项,对用户用电行为进行分类或聚类分析来识别用电异常,受不同行业用电行为多样性影响,实际应用中往往存在误报率偏高的问题。在此背景下,利用同类细分行业用户具有类似用电行为规律的特点,提出基于行业性用电特性提炼特征指标项进行用电异常检测的方法。基于路灯专变用户的实际负荷数据,首先分析路灯专变用户的负荷构成和用电行为特性,进而建立能准确刻画路灯专变用户用电行为的特征指标项;其次根据特征指标项的统计特性分析,采用直方图双峰法设置了用电异常路灯用户的判定阈值,识别实际电网中特征指标项超阈值的用电异常路灯专变用户;最后验证所提方法的有效性,并分析总结用电异常路灯专变用户在地域分布上的一般性规律。

**关 键 词:**路灯;用电异常;行为特性;直方图双峰法

DOI:10.19781/j.issn.1673-9140.2021.03.017 中图分类号:TM761 文章编号:1673-9140(2021)03-0165-09

## Sector electricity consumption behavior features based abnormal electricity consumption detection method for street lamps

YANG Yining<sup>1</sup>, XUE Yang<sup>1</sup>, XU Yinghui<sup>1</sup>, SONG Runan<sup>1</sup>, SU Sheng<sup>2</sup>

(1. China Electric Power Research Institute Co., Ltd., Beijing 100192, China. 2. School of Electrical and Information Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China)

**Abstract:**Data-driven abnormal electricity usage detection generally classifies or clusters user electricity usage behavior according to the set characteristic index items to identify electricity usage anomalies. Affected by the diversity of electricity usage behaviors in different sectors, there is often a problem of high false alarm rate in practical applications. Utilizing the characteristics of similar electricity usage behaviors of users in similar sub-industry, this paper proposes a method that refines characteristic index items to detect abnormal electricity usage based on industry-specific electricity usage characteristics. Based on the actual load data of the users of the street lamp, firstly the load composition and electricity behavior characteristics of the users of the street lamp are analyzed. Then characteristic index items that can accurately describe the electricity consumption behavior of street lamp users is established. Thereafter, on this basis, according to the analysis of the statistical characteristics of the characteristic index items, the bimodal histogram method is used to set the judgment threshold of abnormal street lamp users. The abnormal street lamp users whose characteristic index items exceed the threshold in the actual power grid are identified. At last the effectiveness of proposed method is tested. Moreover, general law of the regional distribution of users with abnormal electricity consumption is also analyzed and summarized.

**Key words:**street lamps; abnormal electricity consumption; electricity consumption features; bimodal histogram

收稿日期:2020-05-06;修回日期:2020-06-20

基金项目:国家电网总部科技项目(反窃电及稽查监控关键技术研究)

通信作者:杨艺宁(1996-),女,硕士,工程师,主要从事电能计量与反窃电相关技术研究;E-mail: yangyn\_2012@163.com

在市场经济条件下,不法用户采用各种手段窃取电能,直接造成供电企业收益损失。用电异常检测传统上主要依靠人工排查,因数据匮乏、异常检测缺乏指向性,往往需要消耗大量人力、物力,但收效不彰。目前,中国电网企业已基本实现用电信息的完整采集,能及时准确掌握电力用户的用电数据和客户信息<sup>[1]</sup>。在丰沛数据资源的基础上,供电企业生产技术人员根据经验总结了低压用户零序电流、功率反向和电表失压等具有确切物理意义的指标<sup>[2-4]</sup>,能够准确标识用电异常行为。但该类方法仅适用于特定类型的窃电手法,无法检出绕表用电等其它形式的窃电。

电力工作者围绕数据驱动的用电异常检测,从无监督的聚类分析和有监督的分类分析两方面开展了大量研究。这些研究一般根据用户窃电会表现出用电量的趋势性下降、日负荷曲线的异常以及报装容量利用率偏低等共有的特征,再结合客户信息、缴费记录和被稽查次数等信息来设计特征指标项,再针对性的选择分类或聚类算法识别用电异常。文献[5]从用户的用电量数据中提取行为特征,然后利用局部离群因子算法对用户进行聚类分析,识别异常用电行为;文献[6]以负荷曲线的波动区间为特征指标,使用密度聚类方法对用户进行聚类分析,并以离群对象的波动得分作为异常检测的依据,识别异常用户;文献[7]融合用户的变动性、波动性和趋势等多项指标,采用模糊聚类方法分类用户,结合主成分分析进行特征集降维后,再利用高斯核函数改进局部离群因子算法进行用户聚类,识别异常用户;文献[8]将用户自身及用户间负荷曲线采用推土机算法进行横向和纵向聚类,使用用户用电行为模式。针对窃电检测方法可用负面样本不足导致误报率偏高的问题,文献[9]结合 ROC 曲线进行分类阈值的优化设置,并采用实值深度置信网络针对日电量数据进行用电异常检测。因为用电异常往往伴随有用电量突变,基于分类的用电异常检测在聚类分析的特征指标基础上添加反用电量突降的指标,以监督学习的方式识别用电异常<sup>[10]</sup>。

需要指出的是,既有研究往往将用电量的异常

变化作为核心要素来设计特征指标项,其本身就容易出现误报,具体原因如下。

1)不同行业用户的用电行为特性存在显著差异,相当部分行业用电需求直接取决于订单需求,用户用电量的大幅或趋势性波动是常态。如窃电稽查中常见的单相分流窃电窃取正常负荷约 30% 的负荷电量<sup>[11]</sup>,只要不造成单相失流或功率反向,仅通过分类或聚类分析是很难准确检测。

2)用电需求相对稳定的行业用户,可能在环保检查和安全检查等外界干扰下出现低电量异常。尽管可以根据用户异常度累积识别短时用电量骤降<sup>[9]</sup>,对低电量持续 3 天以下的用户不予告警,但设备大修、停产改造和消防整改等条件下持续时间更长的低电量异常,仍可造成大量误报。

现有的研究大多根据典型居民用户数据集展开,难以考虑电力用户行业差异性的影响。而基于供电企业实际用户数据的研究也主要是根据用电性质按大工业、商业用电、非居民照明、非工业以及居民用电等用户门类,使用统一的特征指标项分别进行异常检测<sup>[10-11]</sup>。不同行业、甚至同一行业下不同细分子类用户的用电行为都具有显著的差异性,如水泥制造和石材制造尽管在国民经济行业用电分类中同属非金属矿物制造业<sup>[12]</sup>,但在三相对称度和波动性等行为特征方面存在显著差异性,在这一行业异常的用电行为在其它行业可能反而很常见。跨行业混杂的用户将会显著扩大用电行为可能分布的状态空间,采用相同的特征指标项对混杂的行业用户进行异常检测,将降低所选用特征指标项的灵敏性和可靠性,提高误报率,阻碍数据驱动用电异常检测方法的推广应用。

售电系统中记录了电力用户细分条目的详细行业分类信息,同一条目细分的行业用户具有较强的相似性。基于此,可将用户按行业细分条目分类进行用电异常检测,提炼能准确刻画行业用电行为特征的指标项,降低用电异常检测的难度和误报率。该文以路灯用户为对象,探索按细分行业的方式进行异常用电识别。在结合路灯负荷构成、分析用电行为模式基础上,针对性地设计了特征指标项和异

常检测规则,并基于特征指标项的统计特性设置阈值,结合某城市路灯负荷数据进行了用电异常检测。

## 1 路灯专变用电特性分析

城市路灯采用 220 V 低压供电,为缩小供电半径以降低线损,一般采用容量在 90~150 kW 之间的路灯专变供电<sup>[13]</sup>。路灯供电线路散布于城市四处,窃电多发,邻近居民店面长期盗接路灯线路的窃电案例屡见不鲜。路灯一般采用丁字型接线,由同一专变供电的路灯从一条电缆接引线至灯杆底座内部保险进线端。路灯窃电多通过地下引线隐蔽搭接,因窃电线路接线不规范,降雨积水时易漏电危及周边行人人身安全。盗接路灯线路的窃电接头隐蔽性强,难以通过人工巡检发现。与普通用户不同的是,路灯负荷仅进行计量专变供电电量而没有计量供带负荷的用电量,用电管理部门无法根据台区线损有目标地排查高危窃电路灯专变<sup>[3]</sup>,路灯窃电是城市电网中长期存在的痼疾。

道路照明供电系统遍布城市各处,除为路灯照明和市政亮化工程等景观照明供电外,也为交通信号灯、交警监控、公安治安监控等公共基础设施提供供电服务<sup>[14]</sup>。根据供带负荷的差异,可分为路灯专变、带市政亮化工程路灯专变、带交通灯路灯专变 3 种类型。为直观展示不同类型路灯专变供带负荷的用电行为特性,将典型路灯专变 5 月 1 日至 7 日一周的负荷曲线绘制如图 1 所示。

1) 路灯专变主要负荷为道路照明,往往随季节变换调整启停时间,除路灯启停或点亮模式切换发生负荷跳变外,负荷相对固定,具有明确的日周期,且负荷分布区间基本固定。

2) 纯路灯负荷在夜间开启后持续至次日清晨。纯路灯负荷专变白天无负荷,路灯开启后和关闭后的负荷曲线平滑无毛刺。

3) 带市政亮化工程路灯专变中,市政亮化工程一般与路灯同步开启,持续至夜间 11:00 前后。白天基本无负荷,夜间关闭亮化工程照明之后仅保留道路照明,负荷在此时突降。在负荷突变点以外的其它时刻,带市政亮化工程路灯专变和纯路灯专变

一样地具有负荷曲线平滑无毛刺的特点。

4) 带交通灯和交警岗亭负荷路灯专变中,交通灯本身无昼夜差别,但交警岗亭负荷具有随机性且集中于昼间<sup>[13]</sup>。与纯路灯负荷相比,交通灯负荷的存在使得日间负荷不再为零,此外,交通灯负荷不如路灯平稳,将使得对应专变负荷曲线略有起伏。

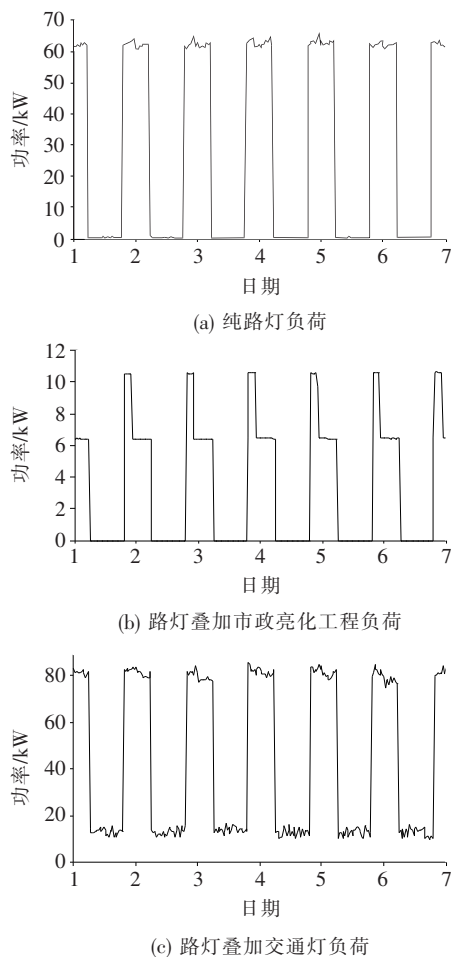


图 1 5 月 1—7 日典型路灯负荷曲线

Figure 1 Typical load curves of street light during may 1st to 7th

综上所述,路灯专变所供带负荷具有的共性特征是负荷曲线平滑、波动幅度小,昼夜负荷变化区间明确固定。以上负荷特征可有效刻画路灯专变用电行为特性。为充分展示正常的与存在窃电的异常路灯专变用户在负荷曲线上的差异性,将同一时段有窃电路灯专变一周的负荷曲线绘制如图 2 所示。与图 1 各路灯专变负荷相比,窃电用户的接入不论在白昼还是夜间都显著加剧了路灯专变用电负荷曲线的波动性,除市政亮化工程熄灯后的深夜以外其它时段均伴随有明显的负荷毛刺尖峰。

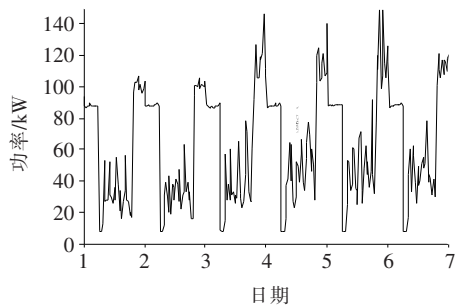


图 2 5 月 1—7 日典型窃电路灯专变用户周负荷曲线

Figure 2 Weekly load curve of typical street lamps dedicated users with power theft

## 2 基于路灯负荷特性的用电异常检测

### 2.1 用电异常特征指标项分析

路灯专变用户表现最突出的是负荷平稳性,有可能利用波动性作为特征指标项,识别路灯用户用电异常。带市政亮化工程路灯专变的负荷在夜间可能与路灯照明不同步关闭,将会造成负荷曲线明显突变。尽管负荷在市政亮化工程关闭前后 2 个时段上都是平稳的,但难以采用夜间负荷波动性识别用电异常。在昼间,路灯专变如不供带负荷则几乎没有负荷波动,即便供带交通灯及岗亭也仅有少许负荷波动。因此,该文将昼间路灯专变负荷累积波动率作为标识是否存在用电异常的特征指标项。

路灯启停时刻随季节和地域变化,为兼顾普遍适用性不宜直接设定固定区间。因一天无需开启路灯时间一般大于 8 h,该文选取一天中连续 8 h 用电量最少的时段代表白昼进行用电异常检测。具体方法是以滑动时间窗的形式,时间窗的长度为 8 h,以 1 h 为间隔进行滑动,当 30 min 报送一次计量数据时,一天共有 33 个时间窗,通过比较这 33 个时间窗的累计用电量确定白昼时段。计算每白昼时间段的用电量累积波动,即

$$c_{\text{valley}} = \sum_{i=1}^N |a_i - a_{i-1}| \quad (1)$$

式中  $a_i$  为第  $i$  时刻的用电量;  $N$  为 8 h 时间窗内的时间分段,当每 30 min 报送一次计量数据时,  $N$  为 16; 每 15 min 报送一次时,  $N$  为 32;  $c_{\text{valley}}$  为 8 h 时间窗内的累积用电量波动值。

为便于在不同用电水平的路灯专变间进行比较,计算低谷同时段负荷均值,即

$$M_{\text{valley}} = \sum_{i=1}^N a_i / 8 \quad (2)$$

式中  $M_{\text{valley}}$  为低谷同时段负荷均值。

即而得到标么化的谷时段波动累积值为

$$\bar{c}_{\text{valley}} = c_{\text{valley}} / M_{\text{valley}} \quad (3)$$

式中  $\bar{c}_{\text{valley}}$  为标么化的谷时段波动累积值。

根据式(1)~(3),结合典型路灯专变 2017 年 5 月负荷数据,计算可得其中的典型路灯专变用户、带市政亮化工程路灯专变用户、带交通灯路灯专变用户及窃电路灯专变用户累积低谷负荷变化率,如图 3 所示。经过计算,各路灯专变用户累积低谷负荷变化率均值分别为 1.200、0.203、1.762、5.939。可以发现,窃电路灯专变在曲线形态以及数值上均偏离正常路灯专变,因此,可将低谷累积负荷变化率月均值作为判据,通过阈值选取方法判定路灯专变用户低谷累积负荷变化率是否在正常范围内,以此确定异常路灯专变用户。需要指出的是,窃电路灯专变中接入的窃电用户可能具有差异化的用电特性,这将使得窃电路灯专变在昼间的累积负荷变化率处于不同的数值水平。因为无从预判接入不同类型窃电用户对昼间累积负荷变化率的影响,所以需要深入分析路灯专变负荷累积变化率的统计分布特性,才可有效识别异常用户。

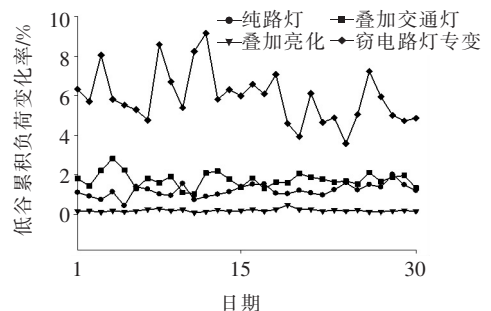


图 3 5 月份低谷累积负荷变化率曲线

Figure 3 Valley cumulative load change rate curve in May

### 2.2 基于双峰直方图的阈值自动选择

概率统计学是阈值自动选择的重要基础<sup>[15]</sup>。根据统计学理论,当研究的样本来自同一群体时,样本指标在统计分布上将呈现单峰特性,在频率分布直方图上只有一个明显的峰值;而当样本来自 2 个



具有不同特性的群体时,两类产品直径数据的统计分布如图 4 所示,表现出 2 个峰值<sup>[16]</sup>。其中左侧和右侧的峰值分别代表第 1 类和第 2 类群体样本的特性。

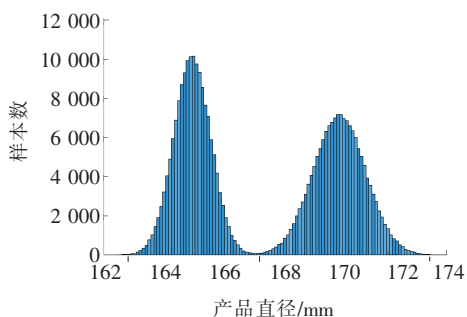


图 4 双峰直方图形状

Figure 4 Bimodal histogram

20 世纪 90 年代中期,Glasbey 针对图像处理中的目标背景分离问题提出了阈值设置的双峰直方图法(bimodal method, BM)<sup>[16]</sup>。该方法的基本思想是假设图像有明显的目标和背景,则其灰度直方图呈双峰分布。对于具有双峰特性的灰度级直方图,选取两峰之间的最低谷对应的灰度级作为阈值,可以把由于阈值选择的误差造成错误分割图像的影响降到最低。

实际系统中,不同群体样本混杂的现象非常普遍。如文献[17]分析发现受电网功率不平衡量的标准差不断增大,导致机组一次调频动作日益频繁,将频率偏差概率密度函数在死区以外的部分堆积到死区附近的影响,华中电网频率在 2014 年至 2017 年间,频率分布特性从边缘陡峭的带状分布逐渐变为双峰分布。

由于直方图双峰法可有效区分来自不同群体具有差异化特性的样本,近年来该方法已从图像处理领域推广应用到质量检测及异常检测等领域。文献[18]根据不合格产品特性参数具有很大发散性和分散性的特点,根据电容充放电性能退化测试数据,采用双峰直方图法设置阈值筛选可靠性达标的电容。文献[19-22]利用合法网络访问行为和恶意攻击行为主体在行为特性上具有差异性的特点,采用双峰直方图法确定网络行为的异常判断阈值,基于长短期记忆网络进行内部用户安全行为评估。

在考虑典型路灯专变用电特性的基础上,通过计算路灯专变用电数据低谷累积负荷波动率月均值衡量格路灯专变用电的波动水平。同时,采用直方图双峰法确定低谷累积负荷波动率月均值阈值,当专变用户低谷累积负荷波动率大于所选取阈值时,则将该路灯专变视为异常路灯专变。如图 5 所示。

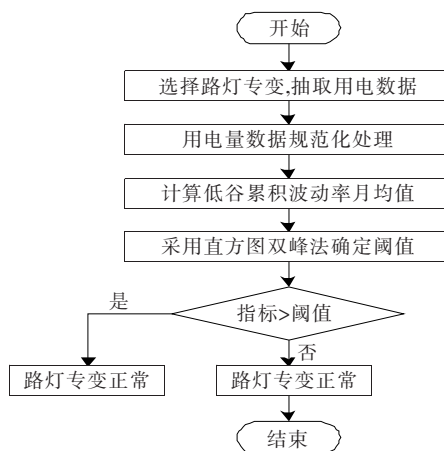


图 5 路灯专变用电异常检测流程

Figure 5 Flow chart of street lamp power theft detection

## 3 算例分析

### 3.1 仿真实验

从某城市用电信息采集系统中抽取所有 1 006 台路灯专变用户计量数据,选择 2017 年 5 月数据进行分析。其中部分路灯专变无数据,部分新城道路仅投用少量路灯,路灯专变夜间负荷不超过 5 kW。因为用电计量具有一定的误差,所以在没有用电的情况下计量数据也会出现轻微的随机波动。当计算累积波动率时负荷均值很小时,容易因这种随机波动造成较大的累积波动率,容易造成误报。因此,需要排除昼间轻载专变路灯专变的影响。剔除该部分路灯专变及昼间平均负荷低于 2 kW 专变后,选择 762 个路灯专变进行谷时段累积波动率的统计分析。计算路灯专变的逐日低谷累积变化率及其月均值,分析结果绘制如图 6 所示。

图中,横轴为昼间累积功率波动率,纵轴为各累积负荷波动率区间的路灯专变个数。

1)762 个路灯专变低谷时段负荷波动率的分布偏向左侧。其中 746 个路灯专变的平均低谷累积波

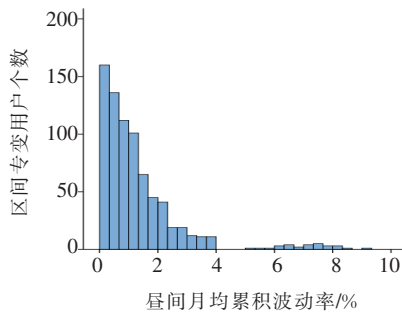


图 6 昼间月均累积波动率直方图形状

Figure 6 Histogram of monthly average cumulative volatility in the daytime

率集中分布 0 到 5 之间；而在 0 到 3 之间的又有 697 个，占到总数的 91.5%；

2) 因路灯专变接入的负荷在昼间波动率较小，图中右侧对应较高波动率的为可能存在用电异常的专变。其中，2 个路灯专变的昼间累计波动率月均值达 11 和 14，明显高于图 2 中典型窃电专变用户，可直接判定为用电异常；

3) 月均低谷负荷累积变化率除在区间 0 至 3 之间形成高峰以外，在 6 到 7 的区间也有较低矮的峰，略微表现双峰特性。根据双峰直方图法，将 5 设置为低谷时段负荷累积波动率异常判断阈值，高于该阈值的专变数量为 16 个。

根据检测得到的异常路灯专变用户可知，接入路灯专变的窃电用户尽管无需支付电费，但仍按正常习惯用电，使得昼间本应负荷平稳的路灯专变用户的昼间负荷曲线与一般用户用电曲线相似具有较强波动性，形成昼间负荷尖峰。

整体来看，路灯用电异常具有明确的地域分布特性，集中分布在老城棚户区、摊贩云集的县城和城乡结合部以及城区立交桥下等 3 类地域。老城棚户区多为 1、2 层的老旧民房，街道狭窄，易私搭乱接，表 1 所列 1、2、3 号路灯专变用户集中分布在间距不到 1 公里的狭窄区域内。县城和城乡结合部的农户在新世纪之初建设了大量民房，因人员鱼龙混杂、法律意识淡薄，是路灯用电异常的重灾区。城市主要交通干道的高架桥或立交桥下位置隐蔽，也是路灯窃电多发区域。路灯用电异常往往与商贩相伴、聚集于人流量大的交通路口。

表 1 用电异常路灯专变用户信息

Table 1 Street lamp information with abnormal electricity consumption

类型	序号	环境描述	波动率/%
老城	1	遍布低矮民宅的主城区老街老巷	13.680
棚户区	2	与 1 在同一街巷	8.493 9
区	3	与 1、2 在相邻街巷	7.559
	4	邻近县城底层为门店的多层出租回迁房	9.872
	5	邻近城郊结合部专业市场，	9.803
摊贩	6	邻近县城边缘底层为门店的多层出租回迁房	7.382
云集	7	邻近县政府旁底层为门店的多层出租回迁房	6.851
的城	8	位于城乡结合部，公路旁多层民房餐厅	6.654
乡结	9	与 8 在同一城乡结合部	6.678
合部	10	与 8、9 在同一城乡结合部	6.152
	11	靠近城郊低矮民宅	6.023
	12	靠近县城边缘，底层为门店的多层出租回迁房	6.205
环线	13	位于城区立交桥下	11.175
立交	14	邻近桥头多层出租回迁房	7.667
桥下	15	靠近城市外环线立交桥旁批发市场	5.786
桥头	16	位于外环线立交桥下	5.018

### 3.2 对比实验

为进一步验证将昼间路灯专变负荷累积波动率作为标识是否存在用电异常的特征指标项的优势和合理性。结合文献[23]对用电行为特性指标的分析，选取月均日电量峰谷差，月均日电量负荷均值和月均日负荷率 3 个特征指标项进行对比。各指标计算方法说明如下。

1) 日电量峰谷差。

$$P_{\text{difference}} = (P_{\text{peak}} - P_l) / P_{\text{peak}} \quad (4)$$

式中  $P_{\text{peak}}$  为高峰时段累积用电量； $P_l$  为低谷时段累积用电量，两者的计算方法也是采用滑动时间窗去确定高峰和低谷时段。

2) 日电量负荷均值。

$$P_{\text{load}} = \sum_{i=1}^N \alpha_i / N \quad (5)$$

式中  $\alpha_i$  为第  $i$  时刻的用电量； $N$  为一天的时间分段。

3) 日负荷率。

$$P_{\text{ratio}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \alpha_i / P_{\text{peak}} \quad (6)$$

各指标对应如图 7 所示，由图 7 可知，这些指标

项的直方图形状多呈现为多峰或单峰,不具备双峰特性,无法通过双峰直方图法确定阈值去识别路灯专变异常用户。月均日电量峰谷差直方图数据分布分散,形成多个山峰,不能通过确定单个阈值实现二分类。月均日电量负荷均值直方图数据集中分布在0~40 kW·h,整体形成一个山峰,属于同一类别,无法区分异常用户。月均日负荷率直方图也存在多峰,不满足双峰直方图法适用条件。对比结果表明采用昼间累积波动率与其他指标项相比较能更有效的区分正常路灯专变与异常路灯专变。

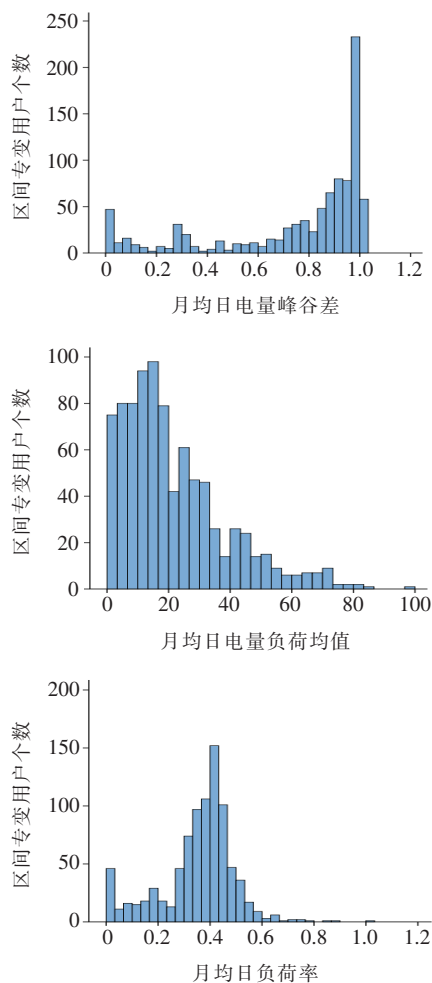


图7 指标项对比

Figure 7 Comparison of index item histograms

## 4 结语

针对用电异常检测中较少考虑行业性用电行为特征,选择的特征指标项灵敏度和可靠性不足的问题,提出了一种将用户按营销系统登记的行业类目

细分后基于行业用电行为特性的异常检测方法。结合路灯专变用户数据,开展了基于行业特性的路灯专变用户用电异常检测研究,主要工作如下:

1)分析指出了利用脱离行业特性泛化的特征指标项进行用电异常检测可能影响检测误报率的缺陷,提出可根据营销系统记录的用户细分行业类目,对具有相同用电特性的同行业用户提炼特征指标项的方式来降低用电异常检测误报率;

2)分析了路灯专变用户的负荷构成和用电行为特性,选择了可有效区分正常与异常路灯专变用户行为差异的月均昼间用电累积波动率作为特征指标项。

3)分析了路灯专变用户特征指标的统计特性,采用直方图双峰法设置了用电异常判定阈值。根据阈值挑选出的16个路灯专变,经分析确认为用电异常,并分析总结了异常路灯专变的地域性分布规律。

## 参考文献:

- [1] 李端超,王松,黄太贵,等. 基于大数据平台的电网线损与窃电预警分析关键技术[J]. 电力系统保护与控制, 2018,46(5): 143-151.  
LI Duanchao, WANG Song, HUANG Taigui, et al. Key technologies of line loss and stealing electricity prediction analysis based on big data platform[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(5): 143-151.
- [2] 刘恒勇,史帅彬,徐旭辉,等. 一种关联RNN模型的非侵入式负荷辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(13): 162-170.  
LIU Hengyong, SHI Shuaibin, XU Xuhui, et al. A non-intrusive load identification method based on RNN model [J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(13): 162-170.
- [3] 游文霞,申坤,杨楠,等. 基于AdaBoost集成学习的窃电检测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(19): 151-159.  
YOU Wenxia, SHEN Kun, YANG Nan, et al. Research on electricity theft detection based on AdaBoost ensemble learning[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(19): 151-159.
- [4] 温盛科,杨悦辉,蔡妙妆,等. 基于纵横交叉优化灰色模

- 型的电能计量装置状态评估方法[J]. 电力科学与技术学报, 2018, 33(3): 44-49.
- WEN Shengke, YANG Yuehui, CAI Miaozhuang, et al. Research on state assessment method of electric energy metering devices based on crisscross optimization grey model[J]. Journal of Electric Power Science and Technology, 2018, 33(3): 44-49.
- [5] 庄池杰, 张斌, 胡军, 等. 基于无监督学习的电力用户异常用电模式检测[J]. 中国电机工程学报, 2016, 36(2): 379-387.
- ZHUANG Chijie, ZHANG Bin, HU Jun, et al. Anomaly detection for power consumption patterns based on unsupervised learning[J]. Proceedings of the CSEE, 2016, 36(2): 379-387.
- [6] 田力, 向敏. 基于密度聚类技术的电力系统用电量异常分析算法[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(5): 64-70.
- TIAN Li, XIANG Min. Abnormal power consumption analysis based on density-based spatial clustering of applications with noise in power systems [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(5): 64-70.
- [7] 孙毅, 李世豪, 崔灿, 等. 基于高斯核函数改进的电力用户用电数据离群点检测方法[J]. 电网技术, 2018, 42(5): 1595-1606.
- SUN Yi, LI Shihao, CUI Can, et al. Improved outlier detection method of power consumer data based on Gaussian kernel function[J]. Power System Technology, 2018, 42(5): 1595-1606.
- [8] 黄剑平, 陈皓勇, 钟佳宇, 等. 基于用户成本选择用户范围的分时电价最优策略[J]. 中国电力, 2020, 53(9): 107-116.
- HUANG Jianping, CHEN Haoyong, ZHONG Jiayu, et al. Optimal time-of-use price strategy with selecting customer's range based on cost[J]. Electric Power, 2020, 53(9): 107-116.
- [9] 罗建国, 陈琳, 林磊, 等. 基于用电客户群体细分的差异化用电行为特征分析[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(10): 68-72.
- LUO Jianguo, CHEN Lin, LIN Lei, et al. Analysis of the characteristics of the differentiated electricity consumption behavior based on the subdivision of the customer group [J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(10): 68-72.
- [10] 郑思达, 梁琪琳, 彭鑫霞, 等. 基于模糊聚类的异常用电行为识别研究[J]. 电测与仪表, 2020, 57(19): 40-44.
- ZHENG Sida, LIANG Qilin, PENG Xinxia, et al. Research on abnormal power consumption behavior identification based on fuzzy clustering[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2020, 57(19): 40-44.
- [11] 江剑峰, 张垠, 田书欣, 等. 基于云理论的智能电能表故障数据分析[J]. 电力科学与技术学报, 2020, 35(2): 163-169.
- WANG Jianfeng, ZHANG Yin, TIAN Shuxin, et al. Fault data analysis of smart electricity meter based cloud theory[J]. Journal of Electric Power Science and Technology. 2020, 35(2): 163-169.
- [12] GB/T 4754—2017. 国民经济行业分类和代码表[S].
- [13] 刘新宇, 徐海潮, 初秀民, 等. 道路照明智能控制系统的设计与实现[J]. 武汉理工大学学报, 2011, 33(10): 69-72.
- LIU Xinyu, XU Haichao, CHU Xiumin, et al. Design and realization of road lighting intelligent control system [J]. Journal of Wuhan University of Technology, 2011, 33(10): 69-72.
- [14] 罗鸿轩, 肖勇, 杨劲锋, 等. 基于边缘计算与 MapReduce 的智能量测终端数据处理方法[J]. 智慧电力, 2020, 48(3): 22-29.
- LUO Hongxuan, XIAO Yong, YANG Jinfeng, et al. Data processing method for smart metering terminal based on edge computing and mapreduce [J]. Smart Power, 2020, 48(3): 22-29.
- [15] 牛勃, 马飞越, 丁培, 等. GIS 局部放电智能巡检定位技术及应用[J]. 高压电器, 2020, 56(1): 188-196.
- NIU Bo, MA Feiyue, DING Pei, et al. Intelligent inspection and location technology of GIS partial discharge and its application[J]. High Voltage Apparatus, 2020, 56(1): 188-196.
- [16] Glasbey C A. An analysis of histogram-based thresholding algorithms[J]. CVGIP: Graphical Models and Image Processing, 1993, 55(6): 532-537.
- [17] 熊玮, 鄢发齐, 汪旸, 等. 实际电网频率概率分布特性演变及成因分析[J]. 电力系统自动化, 2020, 44(2): 221-226.



- XIONG Wei, YAN Faqi, WANG Yang, et al. Analysis on variation of frequency probability distribution and causes in actual power grid [J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2020, 44(2): 221-226.
- [18] 冯静, 周经伦. 长寿命产品退化筛选试验方法研究[J]. *电子学报*, 2008, 47(8): 1538-1542.
- FENG Jing, ZHOU Jinglun. Research on environmental stress degradation screening method for long life products[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 47(8): 1538-1542.
- [19] 陶晓玲, 孔凯传, 赵峰, 等. 基于 LSTM 的内部用户安全行为评估方法[J]. *电子科技大学学报*, 2019, 48(5): 779-785.
- TAO Xiaoling, KONG Kaichuan, ZHAO Feng, et al. Internal user security behavior evaluation method based on LSTM[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2019, 48(5): 779-785.
- [20] Hussein R, Shaban K B, El-Hag A H. Wavelet transform with histogram-based threshold estimation for online partial discharge signal denoising [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2015, 64(12): 3601-3614.
- [21] 李春燕, 蔡文悦, 赵溶生, 等. 基于优化 SAX 和带权负荷特性指标的 AP 聚类用户用电行为分析[J]. *电工技术学报*, 2019, 34(S1): 368-377.
- LI Chunyan, CAI Wenyue, ZHAO Rongsheng, et al. Customer behavior analysis based on affinity propagation algorithm with optimized SAX and weighted load characteristic indices[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2019, 34(S1): 368-377.
- [22] 胡天宇, 郭庆来, 孙宏斌. 基于堆叠去相关自编码器和支向量机的窃电检测[J]. *电力系统自动化*, 2019, 43(1): 119-125.
- HU Tianyu, GUO Qinglai, SUN Hongbin. Nontechnical loss detection based on stacked uncorrelating autoencoder and support vector machine[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2019, 43(1): 119-125.
- [23] 金晟, 苏盛, 曹一家, 等. 基于格兰杰归因分析的高损台区窃电检测[J]. *电力系统自动化*, 2020, 44(23): 82-89.
- JIN Sheng, SU Sheng, CAO Yijia, et al. Electricity-theft detection for high-loss distribution area based on granger causality analysis[J]. *Automation of Electric Power Systems*, 2020, 44(23): 82-89.
- 
- (上接第 164 页 Continued from page 164)
- [16] 史建超, 胡正伟, 贺冬梅, 等. 基于深度学习的电力线信道传输特性识别方法[J]. *电网技术*, 2019, 43(12): 4283-4290.
- SHI Jianchao, HU Zhengwei, HE Dongmei, et al. Transmission characteristics recognition method of power line channel based on deep learning[J]. *Power System Technology*, 2019, 43(12): 4283-4290.
- [17] 霍然. 低压宽带电力线载波通信信道特性研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2019.
- [18] 李建岐, 安春燕, 李欣. 基于虚拟 MAC 的电力线载波与无线融合及业务分配策略研究[J]. *高电压技术*, 2019, 45(6): 1689-1696.
- LI Jianqi, AN Chunyan, LI Xin. Research on virtual MAC-based power lines and wireless communication network fusion and traffic allocation strategy[J]. *High Voltage Engineering*, 2019, 45(6): 1689-1695.
- [19] 金鑫, 肖勇, 曾勇刚, 等. 低压电力线宽带载波通信信道建模及误差补偿[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(9): 2800-2809.
- JIN Xin, XIAO Yong, ZENG Yonggang, et al. Modeling and error compensation for low-voltage broadband power line communication [J]. *Proceeding of the CSEE*, 2020, 40(9): 2800-2809.
- [20] 王新宇. 低压电力线通信信道建模及传输特性研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2019.