

## 基于负荷特征库的大用户供电接入决策方法

骆柏锋<sup>1</sup>, 穆云飞<sup>1</sup>, 贾宏杰<sup>1</sup>, 余晓丹<sup>1</sup>, 戚艳<sup>2</sup>, 王旭东<sup>2</sup>

(1. 智能电网教育部重点实验室(天津大学), 天津市 300072; 2. 国网天津市电力公司电力科学研究院, 天津市 300384)

**摘要:**业扩报装业务是电改背景下提升大用户供电服务水平和电网资产利用率的重要环节。当前业扩报装业务在制定供电接入方案时,由于忽略了大用户负荷的时序特征,易造成同类型负荷集中接入同一供电点,导致供配电设施利用率不高等一系列问题。为此,提出基于负荷特征库的大用户供电接入决策方法。首先,采用模糊C均值聚类从历史用电数据中提取若干负荷模式,构建大用户典型负荷特征库;其次利用决策树模型对新接入大用户进行负荷模式识别;随后提出供电接入组合优化模型;最后通过典型算例验证所提方法的有效性。

**关键词:**负荷分类;业扩报装;负荷均衡;供电接入;大用户

### 0 引言

业扩报装业务是电改背景下提升大用户供电服务水平和电网资产利用率的重要环节,其任务是根据电网的供电能力制定供电接入方案,将有新装用电需要的大用户接入电网。供电接入方案的主要内容是确定负荷接入系统的供电点,即确定用户受电装置接入电网的位置<sup>[1]</sup>。然而,当前供电接入方案的制定往往基于用户的最大负荷水平,较少精细地考虑负荷的时序特征<sup>[2]</sup>。这给配电网的高效运行带来一系列挑战,大量同质性的大用户负荷在某一供电点的集中接入,将导致供电点负荷日峰谷差不断增大,在负荷高峰时段易触及供配电设施传输容量极限,而长时段内设施的利用率又较低。

有别于传统考虑负荷最大运行工况的规划思路,深入挖掘负荷的时序特征从而制定供电接入方案,是新形势下配电网规划的新思路。文献[3]通过调整负荷在主变和馈线间的分配,从而利用已有网络消纳新增负荷;文献[4]考虑负荷的时序特征进行负荷优化组合,改善了供电站点的综合负荷特性;文献[5]提出利用多类型分布式电源出力曲线的互补效果,可促进可再生能源发电在低压配电网的就地消纳;文献[6]在考虑负荷时序特征以及分布式电源出力不确定性的基础上,建立了配电网规划的多目标模型;文献[7]考虑风速、光照强度和负荷间的相

关性,提出分布式电源选址定容模型;进一步,文献[8]构建了改进型相关性样本矩阵分析分布式光伏电源出力与负荷的相关性,讨论了分布式电源的接入容量。上述文献在制定配电网规划方案时,分别从负荷互补、电源出力互补、源荷互补等角度突出了负荷时序特征在配电网规划中的重要作用。然而,上述文献均是在已知负荷时序特征的条件开展相关研究应用,并未给出在供电接入方案制定中识别接入大用户负荷时序特征的方法。

在供电接入方案决策中利用负荷时序特征的互补性,将峰谷互补的大用户接入特定供电点,可有效提高现有供配电设施的利用率。但是供电接入前新用户并无运行用电数据,电力企业也无法直观获悉新接入大用户的负荷特征。当前国内外关于负荷模式提取及识别的研究日益成熟,为大用户负荷模式识别奠定了理论基础<sup>[9-10]</sup>。在用户数据方面,随着智能电网量测技术的发展,大用户负荷数据获取十分便利<sup>[11]</sup>。这在供电接入方案制定中利用数据资源进行分析提供了可能。对此,本文提出了一种基于负荷特征库的大用户供电接入决策方法。首先利用历史用电数据,通过聚类提取既有用户的典型用电模式构成大用户典型负荷特征库;随后基于决策树模型建立了新用户报装参数与既有典型用电模式之间的映射关系,进而以负荷特征库中对应的用电模式近似模拟新用户的用电行为;最后,提出基于大用户负荷特征的供电接入组合优化模型,确定最终的供电接入方案。本文提出的基于负荷特征库的大用户供电接入决策方法,可通过接入供电点负荷的优化组合提升供配电设施利用率,降低配电网建

收稿日期:2017-08-05;修回日期:2017-11-18。

上网日期:2018-01-24。

国家自然科学基金资助项目(51677124);国家重点研发计划资助项目(2017YFB0903300)。

设成本,挖掘配电网对负荷的承载能力。

## 1 方法整体框架

本文所提基于负荷特征库的大用户供电接入决策方法,关键在于利用历史用电数据挖掘多类型大用户的典型用电模式,并利用决策树技术实现新用户报装参数与既有典型用电模式之间的匹配。新装大用户在做接入决策仅仅提供的是其根据自身用电需求估算的报装参数,无需大量历史数据。等价于利用已知的用电模式(大量数据分析获得)来近似模拟新用户的用电模式,可解决新装大用户无历史运行数据而无法获取用户负荷特征的问题。具体而言,本文方法包括数据分析层、负荷识别层、用户报装层及优化接入层4个部分,其整体框架见图1。

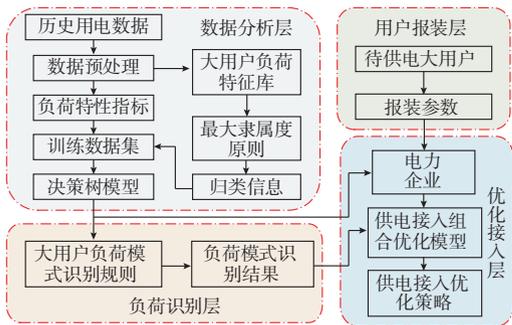


图1 方法整体框架

Fig.1 Overall framework of method

### 1) 用户报装层

传统业扩报装业务中新用户提供的信息量不足以使电力企业直接获得新接入用户的负荷时序特征。为了利用数据资源指导制定供电接入方案,本文定义一系列报装参数。而大用户用电需求稳定性高,其经济生产活动将显著影响负荷的特征,在业扩报装时,需要大用户结合本单位的经济生产活动特点估计报装参数,作为负荷识别层的输入。

### 2) 数据分析层

数据分析层利用已接入大用户历史用电数据,在归一化的基础上形成了可供挖掘的负荷样本数据。对于样本数据,一方面通过聚类分析构建大用户负荷特征库,并基于最大隶属度原则确定样本数据的所属类别;另一方面,根据用户所能提供的报装参数确定负荷特性指标(load characteristics index, LCI),并按负荷特性指标处理样本数据形成训练数据集。进一步,通过决策树模型挖掘大用户负荷模式识别规则。

### 3) 负荷识别层

电力企业结合新用户的报装参数,利用决策树模型挖掘出的一系列大用户识别规则,在既有负荷

特征库中匹配相应的负荷模式。负荷模式识别结果用于模拟新接入用户的电力需求,并作为优化接入层的输入。

### 4) 优化接入层

电力企业将负荷识别结果输入大用户供电接入组合优化模型,通过寻优得出供电接入优化策略。优化策略核心在于明晰负荷特征,在供电接入过程中将峰谷互补的大用户组合接入特定供电点,从而平缓供电点的负荷曲线。本文采用负荷均衡指标(load balancing index, LBI)描述供电点负荷曲线的平缓程度,大用户供电接入组合优化模型以负荷均衡指标为优化目标,通过寻优确定供电接入中每个大用户接入的供电点,在满足配电网安全运行的同时求解最佳的接入方案。

## 2 构建大用户负荷特征库

负荷分类方法对于大用户供电接入方案的制定有显著影响,日负荷曲线作为大用户负荷时序特征的直观表示,可根据大用户日负荷曲线形态的相似性来进行负荷分类<sup>[12-13]</sup>。本文利用聚类分析技术将形态相似的负荷曲线聚类到一簇,从而提取该簇类心,用以表征对应的一类负荷模式。每个负荷模式代表一类负荷时序特征相近的用电群体,多个负荷模式组成大用户典型负荷特征库,其过程如图2所示。

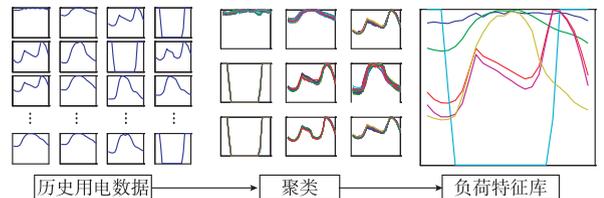


图2 大用户典型负荷特征库的生成

Fig.2 Construction of typical load feature library for large consumers

配电网数据采集与监控(SCADA)系统可提供大用户的历史用电数据,多时刻的用电数据保证了对日负荷曲线形态的精细刻画。由SCADA获取的大用户历史用电数据 $\mathbf{U}$ 可表示为:

$$\mathbf{U} = [\mathbf{U}_1 \quad \mathbf{U}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{U}_i \quad \cdots \quad \mathbf{U}_N]^T \quad (1)$$

$$\mathbf{U}_i = [u_{i,1} \quad u_{i,2} \quad \cdots \quad u_{i,j} \quad \cdots \quad u_{i,96}] \quad (2)$$

式中: $N$ 为历史用电数据的条目数; $\mathbf{U}_i$ 为第 $i$ 条历史用电数据; $u_{i,j}$ 为第 $i$ 条历史用电数据中第 $j$ 时段负荷有功功率。对历史用电数据归一化得到样本数据集 $\mathbf{D}$ 。

第 $i$ 条历史用电数据归一化过程可表示为:

$$\mathbf{D}_i = \frac{\mathbf{U}_i}{\max(\mathbf{U}_i)} \quad (3)$$

式中： $\mathbf{D}_i$  为第  $i$  条样本数据。

利用模糊 C 均值 (fuzzy C-means, FCM) 聚类算法将样本数据聚类为  $L$  簇<sup>[14]</sup>，假设聚类中心矩阵  $\mathbf{X}$  表示为：

$$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1 \quad \mathbf{X}_2 \quad \cdots \quad \mathbf{X}_k \quad \cdots \quad \mathbf{X}_L]^T \quad (4)$$

则  $\mathbf{D}_i$  属于第  $k$  个聚类中心  $\mathbf{X}_k$  的隶属度  $V_{i,k}$  需满足：

$$\sum_{k=1}^L V_{i,k} = 1 \quad \forall i = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

当选择簇  $k$  中样本数据与对应聚类中心间的欧式距离作为日负荷曲线形态的相似度指标时，FCM 的目标函数  $F$  可定义为：

$$F = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^L V_{i,k}^2 \|\mathbf{D}_i - \mathbf{X}_k\| \quad (6)$$

为使式(6)得到最小值，由拉格朗日变换可得：

$$V_{i,k} = \frac{\|\mathbf{D}_i - \mathbf{X}_k\|}{\sum_{k=1}^L \|\mathbf{D}_i - \mathbf{X}_k\|} \quad (7)$$

$$\mathbf{X}_k = \frac{\sum_{i=1}^N (V_{i,k}^2 \mathbf{D}_i)}{\sum_{i=1}^N V_{i,k}^2} \quad (8)$$

FCM 聚类算法通过迭代式(7)和式(8)更新  $\mathbf{X}$  和隶属度矩阵  $\mathbf{V}$ ，并计算相应的目标函数。当目标函数变化量小于阈值时终止迭代，所得的聚类中心矩阵即为大用户典型负荷特征库。负荷特征库中的每一个行向量代表了一种特定的负荷模式。

按照最大隶属度原则确定样本数据的归属负荷模式，若  $\mathbf{D}_i$  归类于  $\mathbf{X}_k$ ，则其隶属度需满足：

$$V_{i,k} = \max(V_{i,1}, V_{i,2}, \dots, V_{i,k}, \dots, V_{i,L}) \quad (9)$$

通过 FCM 聚类算法对日负荷曲线进行聚类分析获取用户负荷模式，可用于估计大用户的电力需求特征。通过聚类有效性函数  $f_c(L)$  确定 FCM 聚类算法的最佳分类数目<sup>[12]</sup>：

$$f_c(L) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^L \sum_{i=1}^N V_{i,k}^2 \quad (10)$$

$f_c(L)$  越接近 1，则此次分类的模糊性就越小，聚类效果就越好。

### 3 基于决策树模型的负荷模式识别

大用户负荷模式识别是制定大用户供电接入方案的关键。电力企业只有通过掌握新接入大用户的负荷模式，才能更加深刻地利用大用户之间的峰谷互补性。为此，本文提出基于决策树模型的负荷模式识别方法。

### 3.1 负荷特性

#### 3.1.1 报装参数

以往的业扩报装业务中，大用户提供的信息局限于最大负荷的用电设备清单信息，导致电力企业无法精细掌握大用户负荷特征。考虑到大用户用电稳定，其经济生产活动将显著影响用户负荷需求的时间分布，结合大用户报装时提供的用电设备详细信息，本文提出大用户的报装参数。

##### 1) 设备类参数

依据大用户主要用电设备组成和经济生产活动特点，估计大用户日用电峰值  $P_{\max}$  和日用电基荷  $P_{\min}$ 。

##### 2) 能量类参数

依据用电需求估算大用户全天用电量  $Q$ ，除以 96 得到日平均负荷  $P_{\text{av}}$ 。

##### 3) 功率类参数

依据经济生产计划估算峰期用电量  $Q_{\text{peak}}$ 、谷期用电量  $Q_{\text{val}}$ 、平期用电量  $Q_{\text{sh}}$ ，并除以相应峰谷平期时间长度，得出峰期平均功率  $P_{\text{av,peak}}$ 、谷期平均功率  $P_{\text{av,val}}$ 、平期平均功率  $P_{\text{av,sh}}$ 。

为了辅助电力企业实现负荷模式识别，大用户在报装时需要提供以上报装参数。

#### 3.1.2 负荷特性指标

描述和区分各种不同类型大用户的负荷特征，需使用负荷特性指标。描述负荷特征的维数越多，对于负荷的刻画越精细。然而维数的增加意味着报装参数的增加，考虑到用户所能提供的信息是有局限的，因此需要在满足工程精度的前提下实现对于大用户负荷特性的描述。负荷特性指标既要满足指标对大用户的区分与描述，也要兼顾用户所能提供的信息。综合考虑两方面的因素，本文定义的负荷特性指标如表 1 所示。

表 1 负荷特性指标  
Table 1 Load characteristics index

时段	负荷特性指标	表达式
全天	日负荷率	$a_1 = P_{\text{av}}/P_{\max}$
	日最小负荷率	$a_2 = P_{\min}/P_{\max}$
	日峰谷差率	$a_3 = (P_{\max} - P_{\min})/P_{\max}$
峰期	峰期负载率	$a_4 = P_{\text{av,peak}}/P_{\text{av}}$
平期	平期负载率	$a_5 = P_{\text{av,sh}}/P_{\text{av}}$
谷期	谷期负载率	$a_6 = P_{\text{av,val}}/P_{\text{av}}$

负荷特性指标可以归结为：

$$\mathbf{I} = [a_1 \quad a_2 \quad a_3 \quad a_4 \quad a_5 \quad a_6] \quad (11)$$

样本数据集按表 1 计算样本的负荷特性指标形成输入变量，按式(9)确定样本所属负荷模式形成输出变量，进一步组合为“输入-输出”数据对作为训

练数据集。决策树模型是一种用于监督学习的层次模型,通过训练可以从无次序、无规则的训练数据集中推理出以决策树形式表示的大用户负荷模式识别规则。

### 3.2 决策树模型

分类回归树(classification and regression tree, CART)是一种广泛使用的决策树模型<sup>[15]</sup>,主要包括树生长、树剪枝和最优树选择三部分。

#### 3.2.1 树生长

设决策树的当前节点为  $t$ ,当前的训练数据集为  $S$ ,由  $E$  个样本组成,分属于  $L$  个负荷模式。若  $t$  中属于  $X_k$  的样本个数为  $s_k$ ,则表征当前节点的杂质度的基尼指数为:

$$G(t) = 1 - \sum_{k=1}^L (p(\mathbf{X}_k | t))^2 \quad (12)$$

式中: $p(\mathbf{X}_k | t) = s_k/E$  为归属  $X_k$  的样本在  $S$  中的比重。

采用表 1 中某负荷特性指标  $a_i$  将  $t$  分裂产生两子节点  $t_R$  和  $t_L$ ,子节点  $G(t)$  为  $G(t_R)$  和  $G(t_L)$ ,则本次分裂的杂质度削减量为:

$$\Phi(t) = G(t) - p_R G(t_R) - p_L G(t_L) \quad (13)$$

式中: $p_L$  为  $t$  中样本被分到  $t_L$  的概率; $p_R$  为  $t$  中样本被分到  $t_R$  的概率。

杂质削减量最大的负荷特性指标即可作为分裂属性。CART 按式(12)和式(13)不断生长直到所选择的分裂属性均满足最小的基尼指数即可得到最大树  $T_0$ 。

#### 3.2.2 树剪枝

为了避免最大树  $T_0$  过于庞大,需进行“剪枝”。综合考虑“剪枝”带来的误分类损失和决策树的复杂度,引入代价复杂度函数  $R_a(T)$ :

$$R_a(T) = R(T) + \alpha |\tilde{T}| \quad (14)$$

式中: $R(T)$  为树的误分类损失; $|\tilde{T}|$  为树的节点数量; $\alpha$  为复杂度参数。

将  $\alpha$  从 0 增大至剪枝阈值即可进行剪枝,剪枝阈值为:

$$\alpha = \frac{R(t) - R(T)}{|\tilde{T}| - 1} \quad (15)$$

对最大树  $T_0$ ,令  $\alpha$  从 0 增加,直至出现满足剪枝阈值的节点,则剪枝得子树  $T_1$ ;继续增大  $\alpha$ ,重复上述步骤,直至只有一个根节点,此时得到一系列子树  $T_0, T_1, \dots, T_h$ 。

#### 3.2.3 最优树选择

获得子树序列后,可通过子树评估确定误分类损失尽量小、节点数尽量少的最优树。评估函数一

般取子树的误分类损失:

$$R(T) = \frac{1}{H} \sum_{i \neq j} c(i | j) G_{i,j} \quad (16)$$

式中: $H$  为测试样本总数目; $c(i | j)$  为将归属负荷模式  $j$  的样本误分类为负荷模式  $i$  的代价; $G_{i,j}$  为测试样本中误分类的样本数。

通过交叉验证进行最优树的选择,利用独立于训练样本的测试样本计算误分类损失并选择最优树,所得最优树即为大用户负荷模式识别规则。

### 3.3 负荷模式识别

结合新接入用户的报装参数,大用户负荷模式识别规则可指导电力企业辨识新接入大用户的负荷模式。识别过程如下:电力企业根据用户的报装参数按表 1 计算新接入用户的负荷特性指标,并从决策树的根节点开始对比相应的分裂属性,并按照对比结果选择输出分支,重复上述过程直到到达叶节点,并将叶节点存放的负荷模式作为识别结果。

## 4 大用户供电接入组合优化模型

若当前有  $n$  个大用户等待接入配电网中,第  $i$  个用户( $i=1, 2, \dots, n$ )负荷模式识别结果为负荷特征库中第  $k$  类负荷模式( $k=1, 2, \dots, L$ ),则第  $i$  个新接入大用户电力需求估计为:

$$\mathbf{A}_i = \mathbf{X}_k P_{i,\max} \quad (17)$$

式中: $P_{i,\max}$  为大用户  $i$  日负荷峰值。

#### 4.1 供电点负荷均衡指标

在城市级配电网中,配电网末端的变压器、馈线(供电点)分布密集,可暂不考虑接线的地理约束,认为报装用户集中在某个区域。当前区域内可供选择的供电点有  $M$  个,则第  $j$  个供电点( $j=1, 2, \dots, M$ )日负荷曲线可以表示为:

$$\mathbf{l}_j = [x_{j,1} \quad x_{j,2} \quad \dots \quad x_{j,96}] \quad (18)$$

在满足可靠性的前提下,电力部门一般希望供电点利用率高、峰谷差小。反映到供电点日负荷曲线上,表现为供电点日负荷曲线波形平缓。负荷均衡指标用于描述供电点负荷曲线平缓程度,可表示为:

$$d_{\text{LBI},j} = \frac{1}{96} \sum_{i=1}^{96} (x_{j,i} - \bar{l}_j)^2 \quad (19)$$

式中: $\bar{l}_j = \frac{1}{96} \sum_{i=1}^{96} x_{j,i}$  为第  $j$  个供电点的平均负荷。

可见供电点的负荷均衡指标越小,负荷曲线越平缓。

#### 4.2 供电接入组合优化模型

在负荷总量一定的条件下,提高供电点负荷曲线的平缓程度既可以节省供配电设施的容量,又可

以有效实现削峰填谷。因此,优化策略以负荷均衡为目标,目标函数表示为:

$$\min d_{LBI} = \frac{1}{96} \sum_{j=1}^M \sum_{i=1}^{96} (x_{j,i} - \bar{l}_j)^2 \quad (20)$$

在制定供电接入方案中确定接入供电点的负荷组合,从而影响供电设施负荷率的分布特征。供电接入组合优化模型的决策变量可以表示为:

$$D_{i,j} = \begin{cases} 1 & \text{用户 } i \text{ 接入供电点 } j \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

第  $j$  个供电点初始负荷为  $l_j^{\text{ini}}$ ,则接入新大用户后,供电点负荷可以表示为:

$$l_j = l_j^{\text{ini}} + \sum_{i=1}^n A_i D_{i,j} \quad (22)$$

接入后供电点  $j$  的负荷  $l_j$  仍可用式(18)描述。出于配电网安全性的考虑,还要求供电点日峰值负荷小于供电点额定传输容量。第  $j$  个供电点的有功传输容量上限为  $P_{j,Nmax}$ ,则要求接入大用户负荷后满足:

$$\max(l_j) \leq P_{j,Nmax} \quad (23)$$

式(17)至式(23)构成了供电接入组合优化模型,采用智能算法进行寻优,寻优结果即为大用户供电接入优化策略。

### 5 算例分析

以某地区一次供电接入方案为例,结合本文方法给出一个供电优化方案。在该地区,有 16 户大用户等待接入地理位置临近的两条馈线(供电点)。电力公司综合考虑用户装接容量、同时率等因素制定的原供电方案称为传统方法。在传统方法中,用户 1 到用户 8 接于馈线 1,用户 9 至用户 16 接于馈线 2,接入方案如附录 A 图 A1 所示。

#### 5.1 构建大用户负荷特征库

本文选取 800 户大用户进行负荷模式提取,根据式(10)计算聚类数目从 3 类到 12 类变化过程中  $f_c(L)$  的数值,结果如附录 A 表 A1 所示。当  $L=7$  时  $f_c(L)$  最接近 1,因此样本数据的最佳分类结果为 7 类,构建如图 3 所示的负荷特征库。

#### 5.2 负荷模式识别

在负荷特征库的基础上利用训练数据集进行挖掘以建立决策树,最终构造如图 4 所示的决策树。根据图 4 可实现新接入大用户的负荷模式识别。例如,大用户 1 的报装参数如下:能量类参数  $Q=153.17$ ;设备类参数  $P_{\max}=10.00, P_{\min}=4.03$ ;功率类参数  $P_{\text{av,peak}}=8.20, P_{\text{av,sh}}=6.09, P_{\text{av,val}}=5.37$ 。计算得该大用户负荷特性指标为  $\mathbf{I}=[0.64, 0.64, 0.60, 1.29, 0.95, 0.84]$ ,电力企业即可依据大用

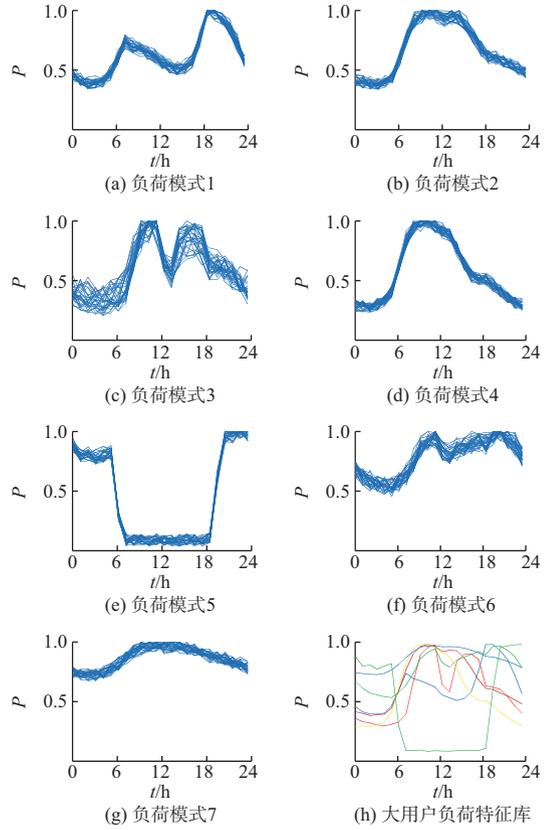


图 3 大用户典型负荷特征库  
Fig.3 Typical load feature library for large consumers

户负荷模式识别规则,按图 4 虚线路径所示,将该用户识别为负荷模式 1。以此类推,可实现新增大用户负荷模式的快速识别。对于本文中的 16 户大用户,通过上述方法即可确定其负荷模式,作为供电接入组合优化模型的输入,负荷识别结果见附录 A 表 A2。

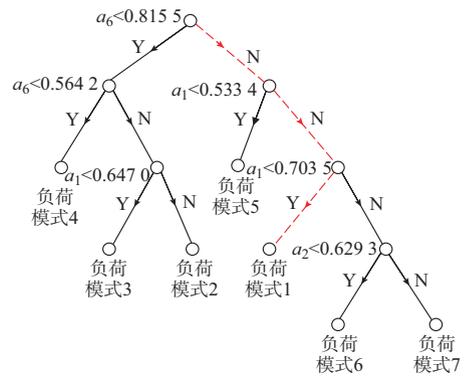


图 4 大用户负荷模式识别规则  
Fig.4 Load pattern recognition rules for large consumers

5.3 供电接入组合优化模型在供电接入中的应用  
不含新接入大用户的馈线初始负荷数据可通过 SCADA 系统获得。馈线 1 和 2 型号为 YJV22-8.7/

15 kV-3 × 25, 线路有功传输容量上限都为 1 500 kW。通过智能算法求解供电接入组合优化模型给出的一个优化策略如表 2 所示。按式(22)分别计算传统方法和优化方法下馈线日负荷曲线如图 5 所示。

表 2 优化接入方案  
Table 2 Optimal access strategy

方法	接入馈线 1 用户	接入馈线 2 用户
传统方法	1 至 8	9 至 16
优化方法	3,8,9,10,12 至 15	1,2,4 至 7,11,16

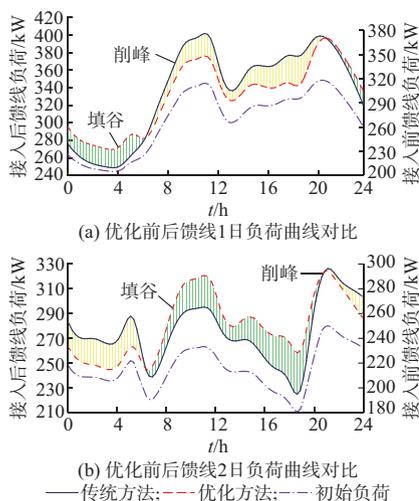


图 5 优化前后馈线日负荷曲线对比  
Fig.5 Comparison of daily load curves in feeder before and after optimization

由图 5 可以明显看出,考虑负荷时序特征后优化方法有效实现了削峰填谷。一方面,对比初始负荷,传统方法进一步加大了馈线负荷日峰谷差,供配电设施传输容量长时间闲置且容易触及安全运行边界;另一方面,采用优化方法的供电点负荷峰谷差率显著降低,日负荷率有效提高,达到了提升电力企业资产利用率的目的。依据表 1 计算馈线 1 和 2 优化前后的负荷特性指标如附录 A 表 A3 所示。以馈线 2 为例,采用优化方法后,与传统方法相比,馈线日负荷率提高了 2.3%,日最小负荷率提高了 6.06%,日峰谷差率降低了 6.54%。大用户负荷优化组合使馈线日负荷曲线更加平缓。

## 6 结语

本文提出的基于负荷特征库的大用户供电接入决策方法,是利用用户数据来支撑电力企业供电接入业务的典型应用。在供电接入方案的制定阶段,针对业扩报装中忽略负荷时序特征的问题,通过历史用电数据挖掘多类型大用户的负荷时序特征,通

过决策树技术建立了新用户报装参数同既有典型用电模式之间的映射关系。在负荷模式识别的基础上,通过算例验证了优化方法较传统方法更优。优化方法改善了供电设施负载率的分布特征,提高了供电设施容量配置与负荷需求量之间的匹配度,最大程度利用配电网的输送能力,从而提高配电网经济效益。

本文的研究成果可为大用户供电接入方案的制定提供一定的指导,但随着用户侧分布式电源的日益增多,在制定大用户接入方案的同时,优化分布式电源和大用户的协同接入,将是下一步研究的重点。

本文受到国家自然科学基金(51625702)和国网天津市电力公司科技项目(KJ17-1-08)资助,特此感谢!

附录见本刊网络版(<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>)。

## 参考文献

[1] 中国电力百科全书编委会.中国电力百科全书:配电与用电卷[M].北京:中国电力出版社,2014:189-190.

[2] 国家电网公司.国家电网公司业扩报装工作规范(试行)[S].北京:国家电网公司办公厅,2010.

[3] 肖峻,张婷,张跃,等.基于最大供电能力的配电网规划理念与方法[J].中国电机工程学报 2013,33(10):106-113.  
XIAO Jun, ZHANG Ting, ZHANG Yue, et al. TSC based planning idea and method for distribution networks [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(10): 106-113.

[4] 祝锦舟,张焰,华月申,等.基于马尔科夫链的电力负荷优化组合及应用[J].电网技术,2016,40(8):2437-2443.  
ZHU Jinzhou, ZHANG Yan, HUA Yueshen, et al. Power loads optimal combination based on Markov chain and its application [J]. Power System Technology, 2016, 40(8): 2437-2443.

[5] 肖峻,张宝强,李敬如,等.基于安全边界的高渗透率可再生能源配电系统规划研究思路[J].电力系统自动化,2017,41(9):28-35.DOI:10.7500/AEPS20170110007.  
XIAO Jun, ZHANG Baoqiang, LI Jingru, et al. Security boundary based research idea on planning of distribution networks with high renewable penetration[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(9): 28-35. DOI: 10.7500/AEPS20170110007.

[6] GAO Y, HU X, YANG W, et al. Multi-objective bi-level coordinated planning of distributed generation and distribution network frame based on multi-scenario technique considering timing characteristics [J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2017, 8(4): 1415-1429.

[7] 张沈习,李珂,程浩忠,等.考虑相关性的间歇性分布式电源选址

- 定容规划[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(8): 53-58. DOI: 10.7500/AEPS20140423008.
- ZHANG Shenxi, LI Ke, CHENG Haozhong, et al. Optimal siting and sizing of intermittent distributed generator considering correlations[J]. Automation of Electric Power Systems, 2015, 39(8): 53-58. DOI: 10.7500/AEPS20140423008.
- [8] 周良学, 张迪, 黎灿兵, 等. 考虑分布式光伏电源与负荷相关性的接入容量分析[J]. 电力系统自动化, 2017, 41(4): 56-61. DOI: 10.7500/AEPS20160427012.
- ZHOU Liangxue, ZHANG Di, LI Canbing, et al. Access capacity analysis considering correlation of distributed photovoltaic power and load[J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(4): 56-61. DOI: 10.7500/AEPS20160427012.
- [9] 张铁峰, 顾明迪. 电力用户负荷模式提取技术及应用综述[J]. 电网技术, 2016, 40(3): 804-811.
- ZHANG Tiefeng, GU Mingdi. Overview of electricity customer load pattern extraction technology and its application[J]. Power System Technology, 2016, 40(3): 804-811.
- [10] METS K, DEPUYDT F, DEVELDER C. Two-stage load pattern clustering using fast wavelet transformation[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2016, 7(5): 2250-2259.
- [11] 张东霞, 苗新, 刘丽平, 等. 智能电网大数据技术发展研究[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1): 2-12.
- ZHANG Dongxia, MIAO Xin, LIU Liping, et al. Research on development strategy for smart grid big data[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(1): 2-12.
- [12] 张忠华. 电力系统负荷分类研究[D]. 天津: 天津大学, 2007.
- [13] AL-WAKEEL A, WU Jianzhong, JENKINS N. K-means based load estimation of domestic smart meter measurements [J]. Applied Energy, 2017, 194: 333-342.
- [14] ZHOU Kaile, YANG Shanlin, SHAO Zhen. Household monthly electricity consumption pattern mining: a fuzzy clustering-based model and a case study[J]. Journal of Cleaner Production, 2017, 141: 900-908.
- [15] 黄南天, 彭华, 蔡国伟, 等. 电能质量复合扰动特征选择与最优决策树构建[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(5): 776-785.
- HUANG Nantian, PENG Hua, CAI Guowei, et al. Feature selection and optimal decision tree construction of complex power quality disturbances [J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(5): 776-785.

骆柏锋(1995—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 综合能源集成及应用与电力系统数据挖掘. E-mail: bofengluo@tju.edu.cn

穆云飞(1984—), 男, 通信作者, 博士, 副教授, 主要研究方向: 电力系统安全性与稳定性、综合能源集成与应用. E-mail: yunfeimu@tju.edu.cn

贾宏杰(1973—), 男, 博士, 教授, 主要研究方向: 综合能源系统及智能电网领域的建模、优化、分析以及控制. E-mail: hjjia@tju.edu.cn

(编辑 孔丽蓓)

## Decision Method of Power Supply Access for Large Consumers Based on Load Feature Library

LUO Bofeng<sup>1</sup>, MU Yunfei<sup>1</sup>, JIA Hongjie<sup>1</sup>, YU Xiaodan<sup>1</sup>, QI Yan<sup>2</sup>, WANG Xudong<sup>2</sup>

(1. Key Laboratory of the Ministry of Education on Smart Power Grids (Tianjin University), Tianjin 300072, China;

2. Tianjin Electric Power Research Institute of State Grid Tianjin Electric Power Company, Tianjin 300384, China)

**Abstract:** With the reformation of electric power system, the expansion of distribution network is an important part of improving the power supply service level and asset utilization of large consumers. Due to the ignorance of load characteristics, the load with the same temporal distribution can be easily connected to the same power supply terminal, which may lead to a series of problems, such as the low utilization, and low voltage of distribution network. For this reason, a load access decision method of large consumers based on load feature library is proposed. Firstly, the load feature library of large consumers is constructed by fuzzy C-means clustering. Then, a decision tree model is used to identify the load pattern of large consumers. At last, a load access optimization model is proposed. The optimization model is aimed at the load balancing of different power supply terminals. The effectiveness of the proposed method is verified by a real project example.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. 51677124) and National Key R&D Program of China (No. 2017YFB0903300).

**Key words:** load classification; business expansion; load balance; power supply access; large consumer