

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.201493

基于负荷分解技术的小区电能替代需求分析

仲立军¹, 周晓琴¹, 顾曦华¹, 周子誉¹, 盛银波¹, 郑荣濠²

(1. 国网浙江省电力有限公司嘉兴供电公司, 浙江 嘉兴 314000; 2. 浙江大学电气工程学院, 浙江 杭州 310027)

摘要: 电能替代不仅提高了居民家庭用能设备的电气化水平, 同时减少了环境污染, 符合社会可持续发展对能源消费的要求。提出一种基于负荷分解技术的比例模型, 用于估计电能替代后小区总用电增量。首先分析用户用能场景, 提出可用于电能替代的电器。基于公开数据集建立这类电器的负荷分解模型, 并在此基础上为小区少量用户安装电流采集器获取低频电能数据, 构建非全电用户的实际用电量与替代电能增量的比例关系。然后根据比例关系和小区已知绝大多数用户的实际用电量, 估计电能替代后总替代电能增量。最终利用实际天然气用量衡量估计效果。结果表明, 仅采样少量小区用户的电能数据成本低廉, 且得到的比例关系能较好地估计由电能替代引发的区域用电增量, 在推行电能替代中有很好的应用价值。

关键词: 电能替代; 负荷分解; 低频数据; 智能电网

Non-intrusive load monitoring using low sampling-rate data for electric energy substitution demand analysis

ZHONG Lijun¹, ZHOU Xiaoqin¹, GU Xihua¹, ZHOU Ziyu¹, SHENG Yinbo¹, ZHENG Ronghao²

(1. Jiaxing Power Supply Company, State Grid Zhejiang Electric Power Co., Ltd., Jiaxing 314000, China;

2. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

Abstract: Electric energy substitution can improve residents' electrification level and reduce environmental pollution. This is in accord with requirements of sustainable development for energy consumption. In this paper, a proportional model-based Non-Intrusive Load Monitoring (NILM) technique is proposed to estimate the total electric energy increment of a community after electric energy substitution. First, this paper analyzes a real scene when residents use energy and get the electric appliance that can be used in electric energy substitution. These appliances are modeled by NILM based on a public dataset, and then current collectors are installed for a few users in the community to obtain low-frequency electric energy data. Based on the NILM model and the collected data, a proportional correlation between real power consumption and replaceable power consumption increment is built. Then the replaceable power consumption increment is estimated based on the established correlation and the actual power consumption of the known majority of users in the community. Finally, the estimation results are evaluated using real gas consumption data. Results show that the cost of sampling a few of users' electricity data is low, and this method can estimate total electric energy increment in a certain area caused by electric energy substitution precisely. This is very helpful when carrying out electric energy substitution.

This work is supported by a Project of State Grid Corporation of China (No. SGZJX10JCWT1800397) and the National Key Research and Development Program of China (No. 2018YFB0904904).

Key words: electric energy substitution; NILM; low sampling-rate data; smart grid

0 引言

近年来, 我国政府将污染防治摆在了重要的战

略地位上。改善能源结构, 增加清洁能源占比, 减少居民化石能源使用都是污染防治的重要举措^[1-2]。为配合国家战略需求, 国家电网一直以来在能源消费端推行电能替代, 即用清洁的电能替代煤炭、石油等传统化石能源^[3]。当前城市用户主要采用的化石能源为天然气, 输气管道安装后改动余地小, 日

基金项目: 国家电网有限公司项目资助(SGZJX10JCWT1800397); 国家重点研发计划项目资助(2018YFB0904904)

常使用对用户的规范操作要求较高^[4], 不规范的使用容易影响室内空气质量, 因此“气改电”政策在许多城市正被积极推进。

当前, 在电能替代相关领域开展的主要研究包括: 以电能替代方案为导向, 如从实际用能设备出发, 先对负荷进行分类, 然后针对不同类负荷采取不同替代方案^[5]; 以电能替代目标为导向, 如为激励用户参与电能替代, 设计合理的分摊方法, 将电能替代效益公平合理地分摊给电力用户^[6]; 以电能替代需求为导向, 如对电能替代产生电能需求做单独负荷预测, 从宏观方面探求电能替代电量的计算方法^[7]。

已有的电能替代相关研究没有充分考虑电能替代对电网造成的影响。具体来说, 小区内用户实行“气改电”必将引起区域内总用电量增加, 这可能会造成台区变压器过载, 严重时甚至会造成停电事故, 对于老旧小区“气改电”工程尤其应充分考虑该情况。传统依靠工程经验的电能增量估计方法没有考虑不同区域用户用电模式的差异, 无法达到较高的估计精度。

为解决这一实际问题, 结合对非侵入式负荷监测技术及其优化方法的相关研究^[8-9], 本文采用负荷分解技术^[10-11]对电能替代产生的替代电能增量进行估计, 负荷分解技术能够只利用电力入口处电流电压信息, 得出各电器的用电情况。本文以城区家庭用户为例, 首先分析了城区用户家居环境下常见的替代电器, 针对这些电器基于公开数据集建立负荷分解模型。在利用负荷分解模型建立非全电用户用电量和替代电能增量之间的比例关系时, 由于绝大多数小区只有每日用电数据, 无法满足负荷分解的采样频率要求, 所以均选取了少量用户安装低频电流采集器, 依采集的数据构建比例关系。然后根据该比例关系和已知非全电用户的实际用电量估计出小区的总替代电能增量。最后为评估替代电能增量估计的准确性, 按热能转化效率把替代电能增量转换为天然气, 通过和实际天然气用量比较, 得出预测精度。

1 电能替代电器

我国城区家庭用能形式主要包括“电”、“热”、“气”三种, 在南方地区仅有“电”、“气”两种。本文中实测的“电”、“气”数据均来源于浙江省嘉兴市嘉善县某小区, 因此下面主要分析电能对天然气的替代情况。

1.1 替代电器

目前, 城区居民天然气用途主要包括燃气热水

器和燃气灶两种。燃气热水器一般是即热式, 常用于洗漱和厨房用水加热, 可用储水式电热水器替代; 燃气灶常用于烹饪、蒸煮等, 可用厨房电器如电磁炉、电热锅等替代。本文将厨房电器和电热水器等能替代用气设备的电器统称为“替代电器”, 替代电器消耗的用电量称为“替代电量”, 其他电器消耗的电量则称为“不可替代电量”。下文把使用电能进行用水加热和烹饪蒸煮的电能用户称为“全电用户”, 其他的统称为“非全电用户”。特别对非全电用户而言, “气改电”替代电器的使用将导致用电量的增加, 这部分增量称为“替代电能增量”。

本文研究的主要目的是如何在只有少量全电用户和非全电用户的低频(1/60 Hz)电能数据情况下, 通过负荷分解技术估计出两类用户的替代电量, 进一步估计小区的总替代电能增量, 从而为电力公司推行“气改电”提供了数据支撑, 确保电力安全。

目前基于机器学习的负荷分解技术得到了广泛的研究, 但是基于机器学习方法一般都需要大量高频采样数据进行参数训练, 通常要求采样频率高于1 Hz^[12-14]。为了能够在低频少量数据情况下准确识别出以上两类替代电器, 本文对替代电器进行特征提取, 结合在电力系统中对决策树方法应用的相关研究^[15-16], 采用模糊决策树的方法判断替代电器在相应时间段的运行状态。

1.2 替代电器特征

根据替代电器的使用场景, 本文抽象出使用时间 t 、使用概率 q 、运行时长 T 以及运行功率 P 四类特征。其中: 使用时间 t 为电器开启时刻在当天所处的分钟数, $1 \leq t \leq 1440$; q 为用电器使用的先验概率, $0 \leq q \leq 1$; 运行时长 T 为电器每个运行阶段的持续时间。由于两类替代电器在运行期间的功率相对稳定, 文中将运行功率 P 设为电器运行的平均功率。

2 负荷分解

负荷分解即从总的用电数据中分解出特定用电器的用电情况, 它主要包括事件检测、特征提取和负荷识别三项关键技术^[17]。当用电器的运行状态发生变化时, 端电压、总电流等电能入口处信息也将随之变化, 检测这类变化即事件检测。不同用电器引发的事件会有所不同, 可通过特征提取凝练出这类差异, 最终通过负荷识别技术从特征中还原出具体用电器的工作状态及运行功率。下文分别详细阐述这三项技术。

2.1 事件检测

事件检测可以归结为变点检测问题, 本文采用

累积和滤波器^[18]处理变点检测问题。下面介绍累积和滤波器的检测原理。首先, 引入式(1)的变量。

$$\begin{cases} g_k^+ = \max[0, g_{k-1}^+ + x_k - (\theta_k + \beta)] \\ g_k^- = \max[0, g_{k-1}^- - x_k + (\theta_k - \beta)] \\ t_o = \min\{k : (g_k^+ \geq h) \vee (g_k^- \geq h)\} \\ g_o^+ = g_o^- = 0 \end{cases} \quad (1)$$

式中: x_k 为待检测的序列数据中 k 时刻的取值; θ_k 是根据 k 时刻前某段时间的实际测量值对 x_k 做出的估计; β 表征检测灵敏度; h 表示检测阈值。

当序列数据发生明显的正向偏移时, $x_k - (\theta_k + \beta) > 0$ 总是成立, g_k^+ 将不断累加, 当 $g_k^+ \geq h$ 时, 即检测到发生正事件, 记录事件发生时间为 t_p ; 同样地当序列数据发生明显的负向偏移时, 可以由 $g_k^- \geq h$ 检测出负事件; 当没有正负事件发生时, g_k^+ 和 g_k^- 围绕 0 上下波动, 不会超出阈值 h 。检测到事件发生后, 将 g_k^+ 和 g_k^- 置 0。估计值 θ_k 的选取和事件检测类型相关, 本文中序列数据 x 为电力入口处总功率, 单位为 kW。正负事件分别对应各用电器的开启和关闭, 在用电器运行状态未发生变化时, 总功率将大致保持平稳, 因而可选取 k 时刻前 L_e 个采样时刻 x 的平均值作为对 x_k 的估计, 即

$$\theta_k = \frac{1}{L_e} \sum_{i=0}^{L_e-1} x_{k-L_e-i} \quad (2)$$

本文中上述各参数的取值分别为: $\beta = 0.3 \text{ kW}$, $h = 2.4 \text{ kW}$, $L_e = 3$ 。考虑厨房电器和电热水器的大功率特点, 可放大检测灵敏度 β 的取值, 只考虑由大功率用电器引发的事件, 记为事件集合 E , E 由正事件集合 E_p 和负事件集合 E_N 组成。

2.2 特征提取

正常情况下, 家用大功率电器开启后不会一直处于同一状态(开启或关闭), 且应考虑厨房电器和电热水器可能同时开启或关闭的情况。因此, 对于正事件集合 E_p 中某一正事件 e_p , 在时间 L_F 内必定存在若干的负事件 $e_{N_i,j}$ 与之对应, 其中 $j=1,2,\dots,J$, J 为对应的负事件总数。关于事件对 $(e_p, e_{N_i,j})$, 有

1) 事件发生时间 t_e

$$t_e = t_p \quad (3)$$

2) 事件持续时间 T_e

$$T_e = t_{N_i,j} - t_p \quad (4)$$

3) 事件功率 P_e

$$P_e = \min\{P_p, P_N\} = \min\{x_{t_p+\sigma} - x_{t_p-\sigma}, x_{t_{N_i,j}+\sigma} - x_{t_{N_i,j}-\sigma}\} \quad (5)$$

式中: $t_p, t_{N_i,j}$ 分别为正事件 e_p 和负事件 $e_{N_i,j}$ 发生的时刻; P_p 和 P_N 分别为正负事件发生前后 σ 段时长的功率变化(σ 为取值较小的整数, 本文取 3)。

在训练数据中, 统计厨房电器与电热水器使用总时长占统计时长比值, 作为负荷识别的先验概率 Q 。这样通过事件检测和特征提取获得的事件特征 t_e, T_e, P_e, Q 与 1.2 节中的替代电器特征 t, T, P, q 得以对应起来。

2.3 负荷识别

由于事件特征是连续取值的, 本文采用模糊决策树方法^[19]来判断负荷的运行状态(开启或关闭)。分别为厨房电器和电热水器建立模糊决策树, 每棵模糊决策树的输出为相应替代电器的运行状态。给定事件特征 t_e, T_e, P_e, Q : 当分类结果为开启时, 把该运行电器从 t_p 到 $t_{N_i,j}$ 的运行功率估计记为 P_e ; 当分类结果为关闭时, 将该段时间内的运行功率估计记为 0。

具体方法如下: 事件特征数据集 D 中的每条数据对应一个事件, 它包含 4 个特征: t_e, T_e, P_e, Q , 分别记为 A_l ($l=1,2,3,4$); 而每条数据对应的运行状态分为开启或关闭, 分别记为 C_n ($n=1,2$)。与传统决策树不同的是, 模糊决策树的每条数据为其类别引入隶属度 μ , 同时为每条特征引入模糊集 $\{F_{l,1}, F_{l,2}, \dots, F_{l,m}, \dots, F_{l,M}\}$, 其中 l 表示第 l 个特征, M 为模糊集个数, 不同特征的 M 取值不同。引入模糊集和隶属度后, ID3 算法生成决策树^[20]所依据的信息增益 $G(A_l, D)$ 可通过式(3)计算得到。

$$G(A_l, D) = I(D) - E(A_l, D) \quad (6)$$

其中

$$I(D) = -\sum_{n=1}^2 (p_n \log_2 p_n) \quad (7)$$

$$E(A_l, D) = \sum_{m=1}^M (p_{l,m} I(D_{F_{l,m}})) \quad (8)$$

$$p_n = \frac{|D^{C_n}|}{|D|} \quad (9)$$

$$p_{l,m} = \frac{|D_{F_{l,m}}|}{\sum_{m=1}^M |D_{F_{l,m}}|} \quad (10)$$

式中: $|D|$ 为数据集中所有数据的隶属度 μ 之和; D^{C_n} 表示分类为 C_n 的数据子集; $|D^{C_n}|$ 为属于 C_n 类

的所有数据隶属度 μ 之和； $D_{F_{l,m}}$ 表示第 l 个特征属于第 m 个模糊集的数据子集； $|D_{F_{l,m}}|$ 为隶属度 μ 与特征关于 $F_{l,m}$ 隶属度取值的乘积之和。

选择最大化信息增益的特征 A_{\max} ，依照其模糊集 $F_{\max,m}$ 将数据集分为 $D_1, D_2, \dots, D_m, \dots, D_M$ ，其中新数据集 D_m 每条数据的隶属度更新为原隶属度 μ 与特征关于 $F_{\max,m}$ 隶属度取值的乘积。这样便可对每个新数据集 D_m 重复利用上述改进 ID3 算法，从而实现替代电器运行状态的识别。

3 电能替代需求模型

如果能够获得所考查区域所有用户的低频 (1/60 Hz) 电能数据，就能根据上述负荷分解方法辨识出可能的非全电用户，并估计非全电用于使用替代电器后整个区域的替代电能增量。但在现实情况中，用户数据大多只有每日用电数据。为解决这一问题，本文建立了全电用户和非全电用户的电能替代需求模型。

将每一个全电用户、非全电用户“气改电”前后的不可替代电量分别记为 E_{ns} 、 E_{ns}^1 、 E_{ns}^2 (全电用户“气改电”前后的不可替代电量不变，为 E_{ns})；替代电量分别记为 E_s 、 E_s^1 、 E_s^2 ；实际用电量分别记为 E_{all} 、 E_{all}^1 、 E_{all}^2 ；那么替代电能增量 E_i 满足 $E_i = E_s^2 - E_s^1$ 。

在小区内根据用户的总用电量，均匀选择少量全电用户和非全电用户，安装电流采集器，构建全电用户数据集 S 和非全电用户数据集 S^1 。采用第 2 节的负荷分解方法，对这些用户分解得出 E_{all} 、 E_n 、 E_s ， E_{all}^1 、 E_n^1 、 E_s^1 。本节的主要目标即根据上述从少量安装电流采集器用户处采集到的数据和大量已知未安装电能采集器的非全电用户的 E_{all}^1 ，估计得出替代电能增量 E_i 。为此，本文假设如果全电用户和“气改电”后的非全电用户不可替代电量大致相等，那么他们的替代电量也大致相等。则：

$$E_{ns} = E_{ns}^2 \Rightarrow E_s = E_s^2 \quad (11)$$

$$E_i = E_s^2 - E_s^1 = E_s - E_s^1 \quad (12)$$

最终，得到的比例模型为

$$E_i = \gamma E_{all}^1 \Rightarrow E_s - E_s^1 = \gamma(E_{ns}^1 + E_s^1), E_{ns}^1 = E_{ns} \Rightarrow \quad (13)$$

$$\gamma = \frac{E_s - E_s^1}{E_{ns}^1 + E_s^1}, E_{ns}^1 = E_{ns}$$

基于一组数据 (E_{ns}, E_s) 、 (E_{ns}^1, E_s^1) 得出的比例系数 γ 无法反映实际情况。解决方式是，将 (E_{ns}, E_s) 、 (E_{ns}^1, E_s^1) 分别看作全电用户数据集 S 和非全电用户数据集 S^1 的一个样本，以数据集的聚类中心计算 γ 。高斯混合模型是求解聚类中心的常用方法之一，它的概率分布表达式为

$$P(y|\theta) = \sum_{m=1}^M \alpha_m \phi(y|\theta_m), \sum_{m=1}^M \alpha_m = 1 \quad (14)$$

式中： α_m 为不同高斯模型的系数， $\alpha_m \geq 0$ ； $\phi(y|\theta_m)$ 为单个高斯分布的密度，其中 θ_m 表示这个高斯分布的参数，包括期望 μ_m 和方差 σ_m ； m 表示第几个模型，共 M 个模型。

利用高斯混合模型对两个样本集分别聚为 M 类，得到 M 个聚类中心。假设 $(\mu_{ns,m}^1, \mu_{s,m}^1)$ 和 $(\mu_{ns,m}, \mu_{s,m})$ 分别为全电用户和非全电用户的第 m 个聚类中心，且 $\mu_{ns,m}^1 = \mu_{ns,m}$ 。那么根据式(13)得到此时的比例关系为

$$\gamma_m = \frac{\mu_{s,m} - \mu_{s,m}^1}{\mu_{ns,m}^1 + \mu_{s,m}^1} \quad (15)$$

4 算例分析

本文利用 AMPds 数据集^[18]来验证上述所提方法。AMPds 数据集是面向家居环境负荷分解的公开数据集，它对加拿大某户家庭的 19 种用电器以 1 min 的采样周期持续记录了 2 年时间。考虑到 AMPds 数据集中的部分用电器(如热泵)在我国并不常见，为构建符合我国居民用电习惯的典型用电环境，本文选择了洗衣机、冰箱、办公电器、电视和微波炉等五种国内常用电器；同时考虑到“气改电”的需求，再模拟出厨房电器、电热水器的功率曲线与上述五种常用电器构成完整的家庭用电环境。

模拟厨房电器的功率曲线时，主要依据在典型的家庭用电环境下，厨房电器集中在早、中、晚三个时间段运行，且每个时间段功率相对稳定的特点；在模拟电热水器的功率曲线时，主要根据电热水器为保持水温恒定，以固定功率周期运行的特点。

图 1 为某日一整天厨房电器和电热水器的功率曲线图，实线为电热水器，周期性运行；虚线表示厨房电器，分别在早、中、晚运行。

将公开数据集划分为 70% 的训练数据和 30% 的测试数据，根据模糊决策树和电器特征生成替代电器的用电数据，同实际数据的对比结果如表 1 所示。

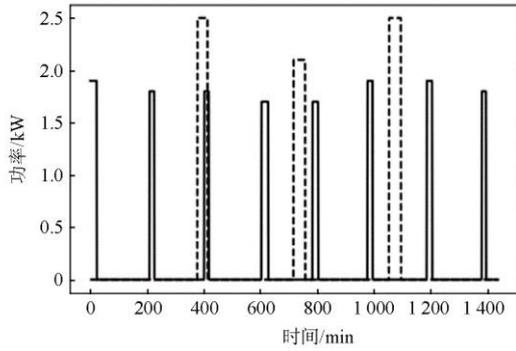


图 1 厨房电器和电热水器模拟功率曲线

Fig. 1 Simulation power curve of kitchen appliances and water heater

表 1 运行状态识别准确率和功率分解精度

Table 1 Identification and power estimation accuracy of operation status

电器类型	状态识别准确率	功率分解精度
电热水器	98.90	87.35
厨房电器	99.54	80.59

表 1 中的状态识别准确率定义为状态预测正确的分钟数所占比例；功率分解精度定义为

$$R_p = 1 - \frac{\sum_{k=1}^K |x_k - \hat{x}_k|}{\sum_{k=1}^K x_k} \quad (16)$$

式中： x_k 为替代电器在第 k min 的实际运行功率； \hat{x}_k 为预测的运行功率； K 为测试数据总时间长度。等式右边第二项为估计功率与实际功率在整个数据集上的相对误差比值(相对误差比值小于 1)，用 1 减去相对误差比值作为功率分解精度。

表 1 给出了本方法关于两类用电器的状态识别准确率和功率分解精度。关于状态识别准确率，表 2 将本方法与基于同一采样频率(1/60 Hz)的两种机器学习方法^[21-22]进行了比较。结果表明基于模糊决策树的方法在负荷分解方面确实有更好表现。

为了验证本文所提电能替代需求模型的有效性。本文采集了嘉善县某小区 778 个用户近 2 年的日用电数据和月用气数据。为得到电能替代需求模型所需实测数据，需在小区内选择部分用户安装电

表 2 与当前主流机器学习方法的表现比较

Table 2 Performance comparison with other machine learning methods

电器类型	最大后验概率估计 ^[21]	差分进化 ^[22]	模糊决策树
电热水器	84.7	98.6	98.90
厨房电器	99.5	98.8	99.54

流采集器，选择用户数量越大，构建的需求模型精度越高，但同时成本也越高。本文将用户总用电量由高到低排序，均匀地选取其中的 20 户全电用户和 20 户非全电用户安装电流采集器，采集时间为 3 个月。为方便处理数据，选用的全电用户与非全电用户数量相同，但这并非必须的。图 2 为电流采集器在实验室测试和现场安装的图片，每个电流采集器的采样频率为 1/60 Hz，共 9 个通道，最多可同时检测 9 个用户总电流变化，图 2 仅使用了其中 6 个通道。电流采集器检测到的电流数据示例，每行表示一组数据，电流单位为 A，如表 3 所示。

依据第 2 节的方法进行负荷分解，通过高斯混合模型对全电用户和非全电用户得到 10 个聚类中心。对聚类中心线性插值处理使横坐标均匀分布到 1~19，并计算每个聚类中心对应的比例，如表 4 所示。



(a) 实验室测试 (b) 现场安装

图 2 电流采集器安装示例

Fig. 2 Installation sample of current collector

表 3 电流数据示例

Table 3 Sample of current data

通道	CH01	CH02	CH03	CH04	CH05	CH06	CH07	CH08	CH09
2019/6/4 9:10	0	0	0.3	0.7	1.3	0	0.6	0	0.3
2019/6/4 9:11	0	0	0.3	0.6	1.2	0	0.5	0	0.4
2019/6/4 9:12	0	0	0.3	0.6	1.2	0	0.5	0	0.3

表 4 聚类中心

Table 4 Cluster centers

$\mu_{ns,m} / \mu_{ns,m}^1$	1	3	5	7	9	11	13	15	17	19
$\mu_{n,m}$	1.66	2.97	3.75	4.52	5.01	5.34	6.36	5.74	4.18	3.66
$\mu_{ns,m} / \mu_{s,m}^1$	0.15	0.21	0.24	0.29	0.34	0.35	0.35	0.36	0.36	0.37
$\gamma_{n,m}$	1.31	0.86	0.67	0.58	0.50	0.44	0.45	0.35	0.22	0.17

本文通过“电”、“气”能量等价关系对上述方法的有效性进行验证。替代电能增量可近似通过“气改电”前天然气用量 E_{gas} 体现。假设每立方米天然气完全燃烧释放的热量为 Q_{gas} ，每度电完全转换的热量为 Q_{ele} ，两者的能量转换效率分别为 η_{gas} 和 η_{ele} ，那么有

$$E_i = \frac{\eta_{ele} Q_{ele}}{\eta_{gas} Q_{gas}} E_{gas} = \lambda E_{gas} \quad (17)$$

根据电能定义 $Q_{ele} = 3.6 \times 10^6 \text{ J}$ ，根据国家标准得： $Q_{gas} = 3.4 \times 10^7 \text{ J}^{[23]}$ ， $\eta_{gas} = 84\%$ ^[24]， $\eta_{ele} = 90\%$ ^[25]，计算可得 $\lambda = 0.113$ ，即每消耗一度电约等于消耗 0.113 m^3 天然气。

该小区用户的电能和天然气的有效列示例如表 5 和表 6 所示(***部分为隐去的用户敏感信息)。

定义小区内非全电用户估计精度为

$$R_E = 1 - \frac{|\sum E_s - \sum E_{sg}|}{\sum E_{sg}} \times 100\% \quad (18)$$

表 5 电能数据示例

Table 5 Sample of electric energy

日期	局号(终端/表计)	正向有功/kWh	尖/kWh	峰/kWh	平/kWh	谷/kWh
2018-09-01	33***	8 076.65	0	5 335.80	0	2 740.85
2018-08-31	33***	8 065.25	0	5 328.73	0	2 736.52

表 6 天然气数据示例

Table 6 Sample of gas

单位	水气公司	水气表号	测量点号	数据时间	数据值/ m^3
***	***气公司	***1-1	11	2017-09-02	166.00
***	***气公司	***1-1	11	2017-09-03	166.40

利用实际用电量估计替代电能增量，根据式(18)估计精度，图 3 横轴表示估计用户数量，纵轴表示估计精度。

由图 3 可见，估计的用户数量越高估计误差越小。当估计用户数量较少时(156 户以下)，不同用户间的用电差异导致估计精度提高较缓；在估计用户数量达到一定规模后(156~312 户)，估计规模的增大中和了不同用户间的用电差异，因而估计精度迅速提高；当估计精度超过 98%，依靠增大估计规模带来的精度提高速度已明显放缓，在达到 390 户时，估计精度已经达到了 98.9%。可见本方所提的方法能准确有效地估计替代电能增量。

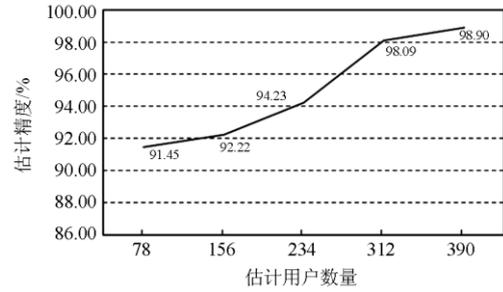


图 3 估计精度曲线

Fig. 3 Estimation accuracy curve

5 结论

本文针对可能用于电能替代的厨房电器、电热水器，提出了一种基于模糊决策树的负荷分解方法，结合少量用户电流监测数据，采用高斯混合模型方法建立电能替代需求模型，利用聚类中心对非全电用户替代电能增量进行估计。

实验结果表明，本文提出的负荷分解技术在公开数据集上能够达到较高的识别准确率，据此，利用实际数据建立的电能替代需求模型对小区替代电能增量能达到较高的估计精度。供电公司在对小区(特别是老旧小区)进行全电改造时，若无法同时获取到小区用户的天然气、煤气用量，只需选择少量用户安装电流采集器，通过本文提出的方法能低成本且精确地估计全电改造可能引发的电能消耗增量，这对供电公司推行相关政策具有重要的指导意义。

参考文献

- [1] 赵黛青, 蔡国田, 廖翠萍, 等. 中国区域能源转型与低碳发展战略及政策研究[J]. 新能源进展, 2019, 7(2): 190-198.
ZHAO Daiqing, CAI Guotian, LIAO Cuiping, et al. Policy introduction on energy transformation and low carbon development strategy in China cities[J]. Advances in New and Renewable Energy, 2019, 7(2): 190-198.
- [2] 樊金璐. 基于用户可承受能力的清洁取暖技术经济性评价[J]. 煤炭经济研究, 2019, 39(1): 39-44.
FAN Jinlu. Economic evaluation of clean heating technology based on user's affordability[J]. Coal Economic Research, 2019, 39(1): 39-44.
- [3] 北极星售电网. 国网 2018 年电能替代“成绩单”：替代电量同比增长 17.6%[DB/OL]. [2019-02-13]. <http://shoudian.bjx.com.cn/html/20190213/962138.shtml>.
SHOUDIAN.BJX.CON.CN. The electric energy substitution transcript of State Grid in 2018: Substitution Electricity increased by 17.6%[DB/OL]. [2019-02-13]. <http://shoudian.bjx.com.cn/html/20190213/962138.shtml>.
- [4] 石少伟. 民用天然气安全管理工作措施[J]. 化工设计通讯, 2018, 44(10): 185-186.

- SHI Shaowei. Measures in the safety management of civil natural gas[J]. *Chemical Energy*, 2018, 44(10): 185-186.
- [5] 李勇, 张旭. 基于负荷分解的学校电能替代方案设计[J]. *浙江电力*, 2018, 37(10): 49-53.
LI Yong, ZHANG Xu. Design of electric energy alternative for schools based on load decomposition[J]. *Zhejiang Electric Power*, 2018, 37(10): 49-53.
- [6] 陈星莺, 郁清云, 谢俊, 等. 基于合作博弈论的电能替代效益分摊方法[J]. *电力自动化设备*, 2019, 39(3): 30-35, 44.
CHEN Xingying, YU Qingyun, XIE Jun, et al. Benefit allocation method for electric energy substitution based on cooperative game theory[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2019, 39(3): 30-35, 44.
- [7] 刘国静, 谈健, 李琥, 等. 基于 Logistic 模型的电能替代电量预测[J]. *电力工程技术*, 2018, 37(6): 39-43.
LIU Guojing, TAN Jian, LI Hu, et al. Forecast of electric energy substitution based on logistic model[J]. *Electric Power Engineering Technology*, 2018, 37(6): 39-43.
- [8] SHAHROZ, YOUNIS M, NASIR M, et al. A scenario-based stochastic optimization approach for non-intrusive appliance load monitoring[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 142205-142217.
- [9] KASELIMI M, DOULAMIS N, DOULAMIS A, et al. Bayesian-optimized bidirectional LSTM regression model for non-intrusive load monitoring[C] // *ICASSP 2019-2019 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, May 12-17, 2019, Brighton, UK: 2747-2751.
- [10] HART G W. Nonintrusive appliance load monitoring[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1992, 80(12): 1870-1891.
- [11] 杨立余, 陈昊, 黎明, 等. 非侵入式电力负荷多目标分解框架[J]. *电力系统保护与控制*, 2020, 48(6): 100-107.
YANG Liyu, CHEN Hao, LI Ming, et al. A framework for non-intrusive load monitoring using multi-objective evolutionary algorithms[J]. *Power System Protection and Control*, 2020, 48(6): 100-107.
- [12] TRUNG K N, DEKNEUVEL E, NICOLLE B, et al. Event detection and disaggregation algorithms for NIALM system[C] // *Proceedings of 2nd International Workshop on Non-Intrusive Load Monitoring*, June 3, 2014, Austin, TX, USA: 1-4.
- [13] 刘建华, 李锦程, 杨龙月, 等. 基于 EMD-SLSTM 的家庭短期负荷预测[J]. *电力系统保护与控制*, 2019, 47(6): 40-47.
LIU Jianhua, LI Jincheng, YANG Longyue, et al. Short-term household load forecasting based on EMD-SLSTM[J]. *Power System Protection and Control*, 2019, 47(6): 40-47.
- [14] 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.
- [15] ZHAO Wenjing, SHANG Liqun, SUN Jinfan. Power quality disturbance classification based on time-frequency domain multifeature and decision tree[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2019, 4(4): 337-342. DOI: 10.1186/s41601-019-0139-z.
- [16] ASHA KIRANMAI S, JAYA LAXIMI A. Data mining for classification of power quality problems using WEKA and the effect of attributes on classification accuracy[J]. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2018, 3(3): 303-314. DOI: 10.1186/s41601-018-0103-3.
- [17] 程祥, 李林芝, 吴浩, 等. 非侵入式负荷监测与分解研究综述[J]. *电网技术*, 2016, 40(10): 3108-3117.
CHENG Xiang, LI Linzhi, WU Hao, et al. A survey of the research on non-intrusive load monitoring and disaggregation[J]. *Power System Technology*, 2016, 40(10): 3108-3117.
- [18] KELLY J, KNOTTENBELT W. Neural NILM deep neural networks applied to energy disaggregation[C] // *Proceedings of the 2nd ACM International Conference on Embedded Systems for Energy-Efficient Built Environments*, May 12-15, 2015, Seoul, South Korea: 55-64.
- [19] UMANOL M, OKAMOTO H, HATONO I, et al. Fuzzy decision trees by fuzzy ID3 algorithm and its application to diagnosis systems[C] // *Proceedings of 1994 IEEE 3rd International Fuzzy Systems Conference*, June 26-29, 1994, Orlando, USA: 2113-2118.
- [20] QUINLAN J R. Induction of decision trees[J]. *Machine Learning*, 1986, 1: 81-106.
- [21] MAKONIN S, POPOWICH F, BARTRAM L, et al. AMPds: a public dataset for load disaggregation and eco-feedback research[C] // *IEEE Electrical Power & Energy Conference*, August 21-23, 2013, Halifax, NS, Canada: 1-6.
- [22] 周晨轶, 闫娇娇, 刘晨阳. 基于贝叶斯准则的非侵入式负荷监测方法[J]. *浙江电力*, 2018, 37(5): 7-11.
ZHOU Chenyi, YAN Jiaojiao, LIU Chenyang. Non-intrusive load monitoring based on bayes criterion[J]. *Zhejiang Electric Power*, 2018, 37(5): 7-11.
- [23] 天然气: GB 17820—2018[S]. 北京: 国家市场监督管理总局, 中国国家标准化管理委员会, 2018.
- [24] 家用燃气快速热水器: GB 6932—2015[S]. 北京: 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会, 2015.
- [25] 储水式电热水器: GB/T 20289—2006[S]. 北京: 中华人民共和国国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会, 2006.

收稿日期: 2020-12-02; 修回日期: 2021-01-20

作者简介:

仲立军(1975—), 男, 硕士研究生, 高级经济师, 主要研究方向为电力信息通信和数据分析; E-mail: huayunxiang@hotmail.com

周晓琴(1987—), 女, 本科, 经济师, 主要研究方向为电力数据监控分析; E-mail: 545539062@qq.com

顾曦华(1984—), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为电力数据监控分析。E-mail: 15126102@qq.com

(编辑 姜新丽)