

基于智能电表的电器用电量分类计量方法研究

梅 凯¹, 蔡高琰², 骆德汉¹, 梁炳基²

(1. 广东工业大学 信息工程学院, 广东 广州 510006;

2. 广东浩迪创新科技有限公司, 广东 佛山 528200)

摘 要:随着电力需求侧对于用电管理的重视度提升,只提供用户总电量计量的电表已无法满足人们的要求,为此,开创性地提出了在通用电表上实现用电器用电量分类计量方法。该方法利用电表的数据采集及处理功能获取用电器特征后,将该暂态告警信息上传至云端与预先建立的 SVM 模型进行类别匹配,从而判定用电器类型及相应的用户操作,同时将识别结果及告警时间存入数据库,后续通过分类计量策略实现各类用电器单独的耗能量计算。实例验证了该方法的准确性及可靠性,该方法具有较大实际应用价值。

关键词:负荷识别;智能电表;电力需求侧管理;SVM;分类计量

中图分类号:TP391.4

文献标识码:A

DOI: 10.19358/j.issn.2096-5133.2020.02.012

引用格式:梅凯,蔡高琰,骆德汉,等.基于智能电表的电器用电量分类计量方法研究[J].信息技术与网络安全,2020,39(2):62-68.

Research on electricity consumption classification and measurment method based on smart meter

Mei Kai¹, Cai Gaoyan², Luo Dehan¹, Liang Bingji²

(1. School of Information Engineering, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China;

2. Hodi Technology Co. Ltd., Foshan 528200, China)

Abstract: With the increasing attention of power demand side to power consumption management, the electric meter that only provides the total electricity consumption of the users can no longer meet the requirements of people. Therefore, this paper creatively put forward a method that realized the classification of the electricity consumption of the electric appliance on the universal electric meter. After obtaining the characteristics of the electrical appliance by using the data collection and processing function of the electric meter, the transient alarm information is uploaded to the cloud and matched with the pre-established SVM model for class matching, thereby the type of the electrical appliance and the corresponding user operation can be determined, and simultaneously the identification results and alert time are stored in the database. The energy consumption calculation of each type of electrical appliances is realized through the classification measurement strategy. The accuracy and reliability of the method are verified by examples. This method has great practical application value.

Key words: load identification; smart meter; power demand side management; SVM; classification and measurment

0 引言

智能电表是智能电网建设的基石,也是各家各户外电计量终端及用电信息中转站^[1-2],为实现需求侧管理^[3-4]提供了重要保障。当前,智能电表已经实现分时计量策略^[5],即按高峰用电和低谷用电分别计算电费,但提供的信息有限,虽能在一定程度上规范用户合理用电,但还未实现家用电器用电的分类计量,不能向电力管理部门及用户提供各类

用电器的用电明细。

目前家用负荷分类监测计量方法分为侵入式及非侵入式两种^[6]。侵入式负荷分类计量方法是在需要进行单独电量计量的各个用电器上单独安装仪表实施计量监测,费用较高且操作复杂;非侵入式负荷分类计量是在电力线入口处安装仪表,从而对电路中的电器总特征进行采集分析,通过信号处理、模式识别、人工神经网络^[7-9]等复杂处理方法

来辨别出用电器类别,再实施各类负荷的分类计量^[10-11],该类方法具有一定的优越性,但是面对复杂多样且功率变化大的家庭用电状况,分类计量和数据识别的难度较大,加上用电环境及电气特点,给数据识别和分类计量提出了更高的要求,所以特地针对这一场景去开发这种复杂的负荷识别装置实际价值不高。

因此,本文从实用性及经济效益角度分析,将通用智能电表的功能扩大化^[12],即借助电表的数据采集及分析、数据传输、电量计量等基本功能,结合非侵入式负荷识别技术,并通过 SVM 分类模型及分类计量策略,实现了家用电器的用电量分类计量。

1 电表端——用电器特征参数获取

通常用电设备正常工作稳态电流存在一定的统计规律特性,而且根据基尔霍夫电流定律,一个入口节点的电流由各个出口支路的电流线性叠加得到。但是,在时域上并不是简单的幅值相加,还需要考虑到各个用电设备的相位。如果仅仅根据时域上的电流电压等电能参数来进行用电器识别,识别准确率较低,因此为提高用电器识别准确率,这里引入信号的频域表达理论,将电流信号用一组谐波特征进行表征,以此作为用电设备特征,具体实现流程如图 1 所示。

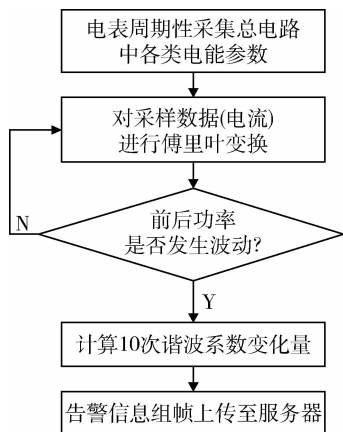


图1 电表端功能结构图

本方法中使用 FFT(快速傅里叶变换)来实现电流的时域到频域的转换,考虑到通用智能电表的功能局限性和经济成本,同时又能满足波形失真的要求,此处计算到 10 谐波特征即可。

根据傅里叶级数性质,无论电流波形多复杂,都可以将其解构成一系列简单的正弦曲线,这些正弦曲线以基频的整数倍频率出现:假设任意形状电

流波形 $I(\omega t)$ 的周期为 $T = 2\pi/\omega$,可将其分解为:

$$I(\omega t) = a_0 + \sum_{n=1}^N [a_n \cos(n\omega t) + b_n \sin(n\omega t)] \quad (1)$$

其中, a_0 、 a_n 、 b_n 称为傅里叶级数的系数, a_0 为直流分量, n 对应 n 次谐波。求解过程如下:

$$a_n = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} I(\omega t) \cos(n\omega t) dt \quad (2)$$

$$b_n = \frac{1}{\pi} \int_0^{2\pi} I(\omega t) \sin(n\omega t) dt \quad (3)$$

$$a_0 = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} I(\omega t) dt \quad (4)$$

由上面 10 次谐波特征的要求,依次把 n 从 0 到 9 取值代入,计算得出电流 10 谐波特征矩阵 f 。

设置功率波动阈值为 30 W,即当功率波动在 30 W 范围内,视为电路中正常波动,不做进一步处理,当电表检测到电路中产生功率波动超过波动阈值,即视为电路中有用电器被操作。

$$\Delta P = |P_{t_1} - P_{t_2}| \quad (5)$$

其中, P_{t_1} 表示功率波动前电路中的总功率, P_{t_2} 表示产生功率波动后的电路总功率,当 ΔP 大于 30 W 时,通过功率波动前后的两个电流 10 谐波特征矩阵相减取绝对值,得到导致产生功率波动的用电器特征矩阵,即:

$$f_{\text{用电器}} = |f_{t_2} - f_{t_1}| \quad (6)$$

同时,记录 10 次谐波的增减情况,当 f_{t_2} 的基波大于 f_{t_1} 的基波,此时电路中电流增大,表明有新用电器接入;当 f_{t_2} 的基波小于 f_{t_1} 的基波,此时电路中电流减小,表明电路中有用电器移除。以此来判定产生的功率告警是用电器的接入还是移除。

最后将增量 FFT 数据、10 次谐波增减标识、告警时间等相关电能参数进行信息组帧后上报至后台服务器。

2 服务端——SVM 识别模型的训练与建立

使用电表对各类用电器进行数据采集并进行人为标记,建立用电器特征信息库,然后使用 SVM 分类器进行分类训练,选取最优模型参数,建立识别模型,具体流程如图 2 所示。

其中,核支持向量机(SVM)是非常强大的模型,它允许决策边界很复杂,即使数据只有几个特征,它在低维数据和高维数据上的表现也都很好。

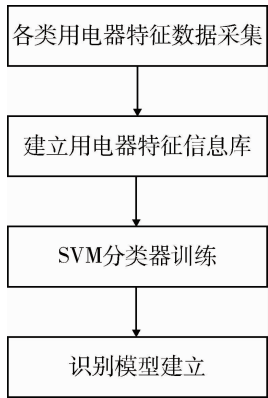


图2 识别模型建立流程

基于 SVM 的负荷识别本质,即通过选择核函数,将训练样本映射到高维特征空间,再利用 SVM 在样本特征空间中找出各类别的特征样本与其他特征样本的最优分类超平面,从而得到代表各样本特征的支持向量集。核 SVM 的重要参数是正则化参数 C 、核的选择以及与核相关的参数,本方法中主要使用的是 RBF 核,RBF 核只有一个参数 γ ,它是高斯核宽度的倒数, γ 和 C 控制的都是模型的复杂度,较大的值都对对应更为复杂的模型,因此,这两个参数的设定通常是强烈相关的,应该同时调节,此处通过网格遍历法选出最优参数组合,如图 3 所示。

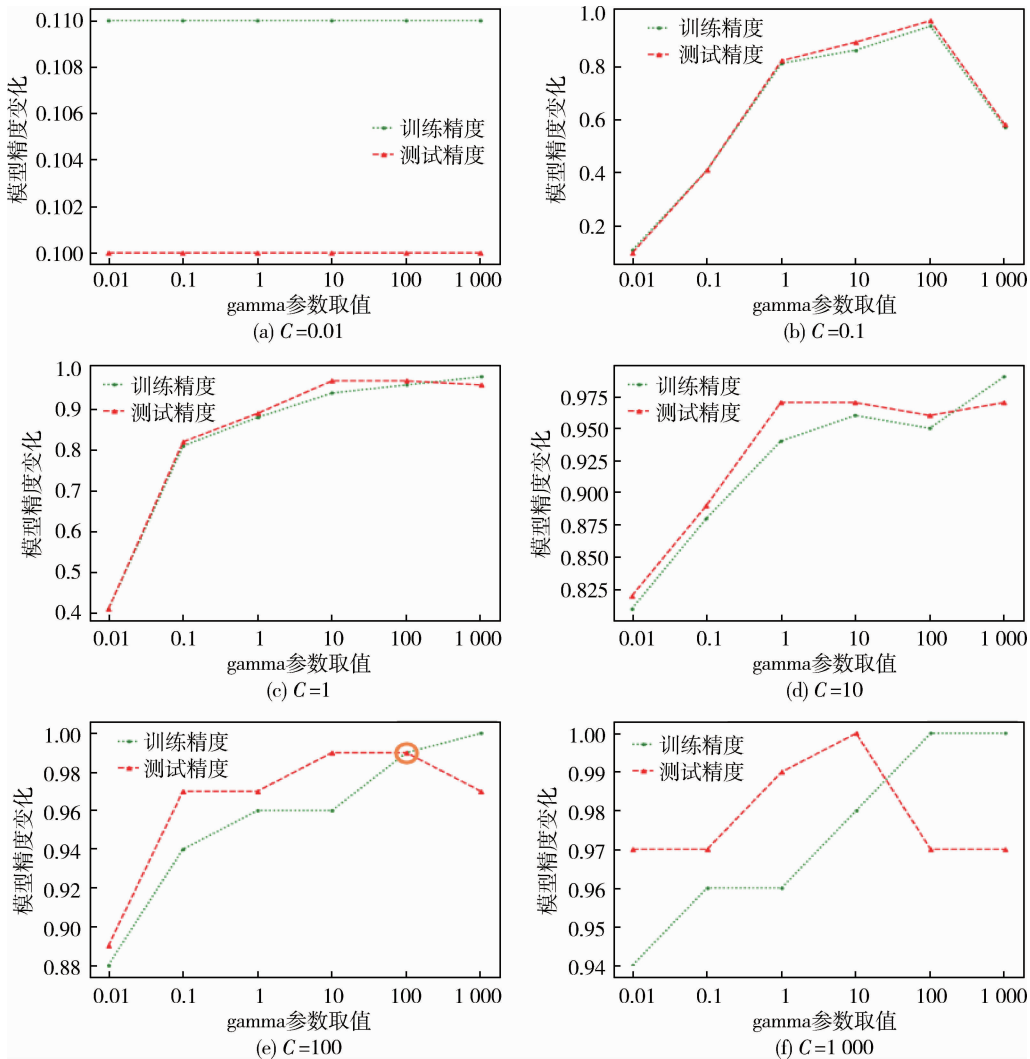


图3 不同的 C 和 γ 参数对应精度变化

由图 3 可知,当 $C = 100$ 、 $\gamma = 100$ 时,未出现过拟合或欠拟合的情况,训练精度与测试精度均为 99%,故将此作为最优参数组合配置到模型中,

完成识别模型建立。
3 用电器分类计量策略设计
通过电表上传的告警信息与预先建立的 SVM

模型进行用电器判别,将识别结果、用户操作及告警时间存入数据库,再通过数据库查询联合计量策略来实现各类用电器的单独耗能量计算,流程如图4所示。

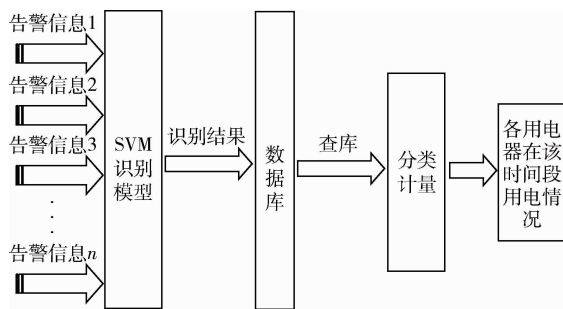


图4 分类计量流程

通过上述步骤已经能够判定在规定时间内,各类用电器的投切情况,如果能够获取在该时间段内各种用电器的工作功率及工作总时间,即可实现分类计量。

其中用电器在工作过程中,实际功率不一定等于额定功率,主要包括以下原因:

(1)额定功率是厂家根据产品设计参数提供的一个最合理的参考值,产品生产的不一致性本身就会造成不同产品个体有误差和偏离。

(2)实际功率是由外加电压作用于用电器产生的,外加电压本身就可能偏离电器的额定电压,也会造成实际功率的偏离。

(3)额定功率是产品在指定工作条件下的参考值,如果工作条件发生变化,就会造成实际功率的变化。

基于以上原因,本方案选取该功率波动范围内

的平均值作为该用电器的实际运行功率。设某用电器在波动范围内最大功率为 $P_{\max}$, 最小功率为 $P_{\min}$, 则该用电器的运行功率 P_a 由下式可得:

$$P_a = \frac{P_{\max} + P_{\min}}{2} \quad (7)$$

通过查找数据库能够获取待查时间段内的各用电器的投切情况,由此可求各类用电器的运行时间 t 。以某一用电器为例,实际情况下待查时间段内该用电器投切有多种类型,具体包括以下5种:

(1)在时间段 T 内,该用电器投切记录完全匹配,即此用电器在时间段 T 内的插入次数与移除次数相同,且依次先出现插入后移除,投切情况如图5所示。

图5中用电器1在 $0 \sim t_8$ 时间段内,发生两次投切,且每次接入用电器1后,一段时间后就会移除。图5只对 T 时间段进行部分描述,从 t_8 时刻往后,投切情况与之前相似。假设在整个 T 时间段内,用电器1的完整投切次数为 n ,则该用电器在 T 内的运行总时间应该是每次投切时间段的叠加,即:

$$t_{\text{总}} = \sum_{i=1}^n (t_{i_e} - t_{i_s}) \quad (8)$$

其中, t_{i_e} 表示该用电器在时间段 T 内第 i 次从电路中移除时间点, t_{i_s} 表示该用电器第 i 次接入电路时间点。

(2)在时间段 T 内,该用电器插入次数与移除次数相同,但第一次记录出现为移除该用电器,最后一次记录为插入该用电器,中间依次先出现插入后再移除,设投切匹配数为 n ,此时该用电器工作总时间 $t_{\text{总}}$ 满足:

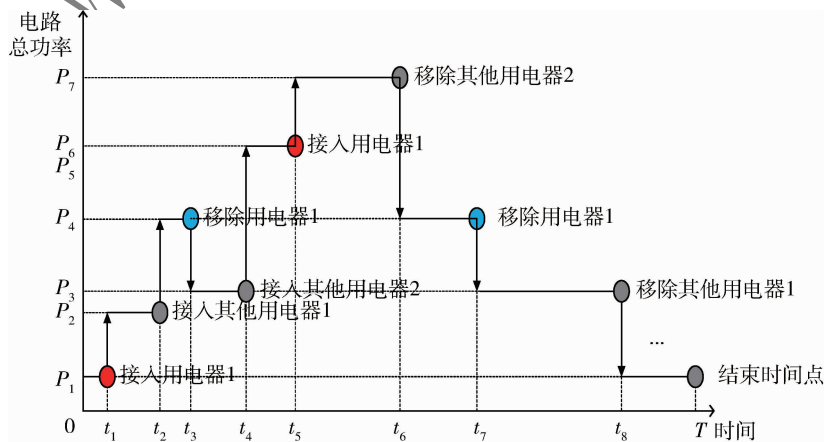


图5 用电器投切记录

$$t_{总} = (t_{1_e} - 0) + \sum_{i=2}^{n-1} (t_{i_e} - t_{i_s}) + (T - t_{n_s})$$
 (9)

(3)在时间段 T 内,该用电器接入电路次数大于该用电器移除次数,即表明该用电器的最后一次记录为接入电路,前面满足投切匹配,当投切匹配数为 n ,则 $t_{总}$ 满足:

$$t_{总} = \sum_{i=1}^{n-1} (t_{i_e} - t_{i_s}) + (T - t_{n_s})$$
 (10)

(4)在时间段 T 内,该用电器移除次数大于用电器接入次数,即表明该用电器的首次记录为从点中移除,后面满足投切匹配,当投切匹配数为 n ,则 $t_{总}$ 满足:

$$t_{总} = (t_{1_e} - 0) + \sum_{i=2}^n (t_{i_e} - t_{i_s})$$
 (11)

(5)在时间段 T 内,该用电器无任何记录,表明该用电器在时间段 T 内没有工作,则 $t_{总}$ 满足:

$$t_{总} = 0$$
 (12)

由上可得单一用电器实际运行功率 P_a 及运行总时间,则时间段 T 内单一用电器的耗能量 W 为:

$$W = P_a \times t_{总}$$
 (13)

4 数据验证

采用具有上述用电器特征获取功能的智能电表及服务端 SVM 识别模型进行实例验证,选取 5 类常用家庭用电器,具体包括空调、热水壶、电吹风、电热棒、电风扇,其中电吹风含有 2 个挡位,对应不同功率,因此识别及计算过程中,对不同挡位进行区分。各类用电器运行功率如表 1 所示,现针对用电器分类计量策略中出现情况依次展开实验,为保证实验精确度高,将每次实验时间段定为 1 h,利用分类计量后的各用电器耗能累加和 $W_{预测总}$ 与实际耗能量 $W_{实际总}$ 进行对比分析,其中实际耗能量 $W_{实际总}$ 可由电表直接读出,观察误差结果,并进行原因分析。

表 1 用电器运行功率 (W)

用电器类型	功率最小值	功率最大值	平均值
电吹风 1 挡	597.77	599.78	598.78
电吹风 2 挡	1 848.47	1 851.70	1 850.09
热水壶	1 730.07	1 732.74	1 731.41
电热棒	885.30	886.24	885.77
空调	1 207.55	1 284.40	1 245.98
电风扇	128.22	130.08	129.15

(1)从记录识别结果的 MongoDB 数据库中导出数据如表 2 所示,其中各用电器在 1 h 内的插入次数与移除次数相同,且依次先出现插入后再移除。

表 2 识别记录 1

电表号	识别结果	告警时间
8901	插入电吹风 2 挡	2019/8/20 17:13:25
8901	插入电热棒	2019/8/20 17:16:02
8901	拔出电吹风 2 挡	2019/8/20 17:18:30
8901	插入热水壶	2019/8/20 17:19:14
8901	拔出热水壶	2019/8/20 17:22:22
8901	插入落地扇(加强风 3 挡)	2019/8/20 17:24:39
8901	插入空调	2019/8/20 17:26:27
8901	拔出电热棒	2019/8/20 17:50:20
8901	插入电吹风 2 挡	2019/8/20 17:50:34
8901	拔出电吹风 2 挡	2019/8/20 17:56:30
8901	插入热水壶	2019/8/20 17:57:05
8901	拔出热水壶	2019/8/20 18:01:37
8901	拔出空调	2019/8/20 18:03:28
8901	拔出落地扇(加强风 3 挡)	2019/8/20 18:06:33
8901	插入电吹风 1 挡	2019/8/20 18:07:40
8901	拔出电吹风 1 挡	2019/8/20 18:11:11

由表 2 识别记录可知在该时间段内,各类用电器满足投切匹配,通过式(8)求得各类用电器实际运行时间,再由用电器运行功率表获取 P_a ,依次代入式(13),求得各用电器耗电量,用电情况如图 6 所示。

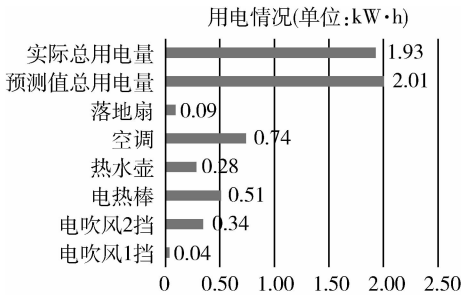


图 6 分类计量结果 1

(2)从记录识别结果的 MongoDB 数据库中导出数据如表 3 所示,其中各用电器在 1 h 内的插入次数与移除次数相同,但存在用电器第一次记录为移除该用电器,最后一次记录为插入该用电器,中间依次先出现插入后再移除。

表 3 识别记录 2

电表号	识别结果	告警时间
8901	插入热水壶	2019/8/21 14:44:25
8901	拔出电热棒	2019/8/21 14:47:04
8901	拔出热水壶	2019/8/21 14:47:24
8901	插入落地扇(加强风 3 挡)	2019/8/21 14:48:20
8901	插入电吹风 2 挡	2019/8/21 14:49:02
8901	插入空调	2019/8/21 14:51:29
8901	拔出电吹风 2 挡	2019/8/21 14:53:15
8901	插入电热棒	2019/8/21 14:55:44
8901	插入热水壶	2019/8/21 14:58:57
8901	拔出热水壶	2019/8/21 15:03:08
8901	插入电吹风 1 挡	2019/8/21 15:06:26
8901	拔出电吹风 1 挡	2019/8/21 15:06:40
8901	插入热水壶	2019/8/21 15:13:21
8901	拔出热水壶	2019/8/21 15:17:52
8901	拔出电热棒	2019/8/21 15:19:11
8901	插入电吹风 1 挡	2019/8/21 15:22:11
8901	拔出电吹风 1 挡	2019/8/21 15:25:37
8901	拔出落地扇(加强风 3 挡)	2019/8/21 15:27:06
8901	拔出空调	2019/8/21 15:30:27
8901	插入电吹风 2 挡	2019/8/21 15:31:26
8901	拔出电吹风 2 挡	2019/8/21 15:37:10
8901	插入电热棒	2019/8/21 15:37:47

用电情况如图 7 所示。

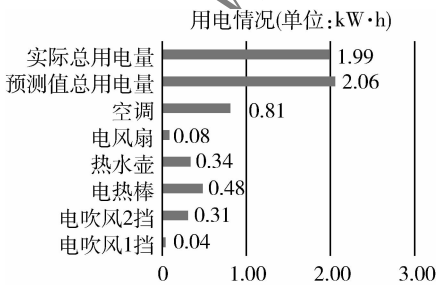


图 7 分类计量结果 2

(3)从记录识别结果的 MongoDB 数据库中导出数据如表 4 所示,其中存在用电器在 1 h 内的插入次数与移除次数不同,且接入电路次数大于该用电器移除次数。

表 4 识别记录 3

电表号	识别结果	告警时间
8901	插入热水壶	2019/8/21 16:08:11
8901	插入电热棒	2019/8/21 16:09:32
8901	拔出热水壶	2019/8/21 16:10:57
8901	插入电吹风 2 挡	2019/8/21 16:11:28
8901	拔出电吹风 2 挡	2019/8/21 16:19:30
8901	插入落地扇(加强风 3 挡)	2019/8/21 16:19:56
8901	插入空调	2019/8/21 16:20:45
8901	插入热水壶	2019/8/21 16:23:48
8901	拔出电热棒	2019/8/21 16:25:33
8901	拔出热水壶	2019/8/21 16:27:57
8901	插入电吹风 1 挡	2019/8/21 16:28:35
8901	拔出电吹风 1 挡	2019/8/21 16:34:07
8901	插入电热棒	2019/8/21 16:36:10
8901	拔出落地扇(加强风 3 挡)	2019/8/21 16:48:23
8901	拔出空调	2019/8/21 16:59:00
8901	拔出电热棒	2019/8/21 17:03:00
8901	插入热水壶	2019/8/21 17:07:53

用电情况如图 8 所示。

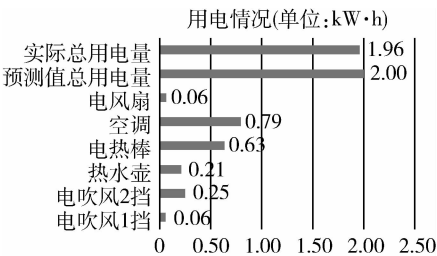


图 8 分类计量结果 3

(4)从记录识别结果的 MongoDB 数据库中导出数据如表 5 所示,其中存在用电器在 1 h 内的插入次数与移除次数不同,且该用电器移除电路次数大于该用电器接入次数。

表 5 识别记录 4

电表号	识别结果	告警时间
8901	插入热水壶	2019/8/21 17:21:17
8901	拔出热水壶	2019/8/21 17:25:17
8901	拔出电吹风 2 挡	2019/8/21 17:26:17
8901	插入落地扇(加强风 3 挡)	2019/8/21 17:26:48
8901	插入电热棒	2019/8/21 17:27:19
8901	插入电吹风 1 挡	2019/8/21 17:34:01

表 5(续)

电表号	识别结果	告警时间
8901	拔出电吹风 1 挡	2019/8/21 17:37:41
8901	插入空调	2019/8/21 17:38:00
8901	拔出电热棒	2019/8/21 17:56:52
8901	插入热水壶	2019/8/21 17:57:23
8901	拔出落地扇(加强风 3 挡)	2019/8/21 18:00:00
8901	拔出热水壶	2019/8/21 18:01:10
8901	拔出空调	2019/8/21 18:12:10
8901	插入电吹风 2 挡	2019/8/21 18:12:34
8901	拔出电吹风 2 挡	2019/8/21 18:19:38

用电情况如图 9 所示。

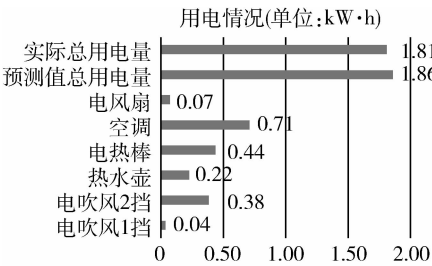


图 9 分类计量结果 4

以上四类实验结果表明通过分类计量获得的预测值累加耗电量与电表实际计量耗电量存在误差,具体情况如表 6 所示。

表 6 误差对比 (kW·h)

实验类型	实际耗电量	预测值累加耗电量	误差/%
1	1.93	2.01	3.95
2	1.99	2.06	3.34
3	1.96	2.00	2.05
4	1.81	1.86	2.72

理论上 $W_{\text{实际总}} = W_{\text{预测总}}$,但在实际情况下,会由于以下几种情况导致误差产生:

(1)用电器的实际工作功率为波动状态,并不是稳定于平均值。

(2)数据上报及识别过程存在耗时,导致用电器实际工作时间与计算出的工作时间存在一定的误差。

(3)计算过程及精度换算造成误差。

但从表 6 可知,误差均控制在 4% 以内,可见在一定的误差允许范围内,本文方法较好地实现了家

用电器的用电量分类计量。

5 结束语

随着智能电网的日益成熟及用户对于能源节约意识的逐渐增强,电力需求侧对于家庭用电透明化的需求也更加迫切,本文提出了在通用智能电表上实现家用电器的用电量分类计量方法,并进行了相关实验验证,虽由于不可控原因存在较小误差,但实验结果还是较好地证明了该方案的可行性。

参考文献

[1] 崔泓. 智能电表在智能电网中的应用[J]. 中国设备工程,2017(7):151-152.

[2] 郑欣. 智能电表在智能电网中的功能及扩展应用研究[D]. 北京:华北电力大学(北京),2016.

[3] 易天福. 智能电网中智能电表对电力需求侧管理的促进作用[J]. 中国电力教育,2011(21):81-82.

[4] 王军. 试论智能电表对电力需求侧管理的作用[J]. 中国设备工程,2019(14):202-203.

[5] 许炫壕,王星华,周亚武. 结合电力负荷差异性分类的需求侧响应模型研究[J]. 黑龙江电力,2018,40(4):292-297.

[6] 肖森林. 家庭用电负荷识别方法研究[D]. 重庆:重庆理工大学,2018.

[7] 蔡高成,程丽娟. 基于 SVM 的非侵入式负荷识别[J]. 岭南师范学院学报,2018,39(6):40-45.

[8] 周任飞,汤鹏飞,刘三丰,等. 基于卷积神经网络的非侵入式负荷识别研究[J]. 信息技术与网络安全,2019,38(8):64-68.

[9] 耿赫男,刘莉,庞新富. 基于人工神经网络的非侵入式居民用电负荷识别方法[J]. 沈阳工程学院学报(自然科学版),2019,15(3):236-240.

[10] 任玮蒙,张卫川,何松辉. 基于多尺度小波分解的家用负荷分类计量[J]. 电气技术与经济,2018(1):45-48,56.

[11] 高云,杨洪耕. 基于明可夫斯基距离的家用负荷分类计量[J]. 电测与仪表,2013,50(5):86-90.

[12] 李静,杨洪耕. 一种用于家用智能电表的负荷识别方法[J]. 现代电力,2013,30(5):83-89.

(收稿日期:2019-11-11)

作者简介:

梅凯(1993-),男,硕士研究生,主要研究方向:绿色电子设计、智能电表。

蔡高琰(1982-),男,本科,工程师,主要研究方向:信号处理。

骆德汉(1958-),男,博士,教授,主要研究方向:绿色电子设计、机器嗅觉。

版权声明

经作者授权，本论文版权和信息网络传播权归属于《信息技术与网络安全》杂志，凡未经本刊书面同意任何机构、组织和个人不得擅自复印、汇编、翻译和进行信息网络传播。未经本刊书面同意，禁止一切互联网论文资源平台非法上传、收录本论文。

截至目前，本论文已经授权被中国期刊全文数据库（CNKI）、万方数据知识服务平台、中文科技期刊数据库（维普网）、JST 日本科技技术振兴机构数据库等数据库全文收录。

对于违反上述禁止行为并违法使用本论文的机构、组织和个人，本刊将采取一切必要法律行动来维护正当权益。

特此声明！

《信息技术与网络安全》编辑部
中国电子信息产业集团有限公司第六研究所