

面向需求响应的建筑用能在线分解方法

王守相¹, 孙智卿¹, 孔繁钢², 秦俊宁², 常建平³

(1. 天津大学 智能电网教育部重点实验室, 天津 300072;

2. 国网浙江省电力公司, 浙江 杭州 310007; 3. 国网节能服务有限公司, 北京 100052)

摘要: 建筑负荷参与需求响应的潜力巨大, 但限于目前的能耗监测技术而无法大范围应用。通过分析建筑能耗分项计量的特性, 提出了面向需求响应的建筑用能分解方法。基于建筑负荷工作时电流、功率、分相等特征差异, 从多个公共建筑和住宅建筑的电力公共数据集中, 提取了建筑负荷的三重能效特征, 包括功率能效特征、暂态能效特征和稳态能效特征, 并形成建筑负荷特征数据库。通过信息筛选、三重特征匹配和比较修正, 对建筑负荷进行辨识, 实现了建筑负荷的在线分解。在公共建筑的实验验证中, 将分解结果与已有的分项计量数据对比, 表明该方法对需求响应资源有较高的辨识精度, 能够满足建筑级需求响应的能耗监测要求。

关键词: 公共建筑; 需求响应; 用能分解; 负荷辨识; 负荷管理

中图分类号: TM 73

文献标识码: A

DOI: 10.16081/j.issn.1006-6047.2017.03.001

0 引言

需求响应技术可以通过引导用户改变用电模式实现负荷的削减或转移, 从而提高能源使用效率。现阶段施行的需求响应方案主要面向大型工业用户, 而将建筑负荷纳入需求响应方案也同样重要。目前, 建筑能耗约占我国社会总能耗的 28%, 是仅次于工业能耗的第二大耗能主体, 而办公楼、商场、酒店、医院、学校等公共建筑单位面积年能耗(标准煤)为 21.9 kg/(m²·a), 远高于住宅建筑, 因而更具需求响应潜力^[1]。需求响应实施的先决条件是对负荷数据的采集和分析, 传统的建筑能耗监控依靠大量传感器实现侵入式负荷监测, 其系统成本受限于建筑面积^[2]。因此, 实现低成本的用能监测是建筑用户参与需求响应的必要前提, 同时也可以促进建筑能效的提升。

侵入式负荷监测存在硬件成本高、布线复杂、维护困难等缺陷。1985 年, Hart 提出非侵入式负荷监测 NILM(Non-Intrusive Load Monitoring) 的概念^[3], 通过在电力接口处采集功率等负荷特征对电器设备进行辨识, 设备简单, 易于部署。近年来, NILM 的研究对象主要为家庭用户, 研究者分别从负荷特征提取、优化方法、机器学习等方面提高负荷识别率^[4-5]。然而公共建筑负荷规模往往比家庭负荷大 3~4 个数量级, 同时配电系统结构复杂, 设备类型多样、数

量庞大、动作重叠概率大, 因而识别难度大幅增加。1995 年, Norford 等^[6]首次将 NILM 用于公共建筑, 但由于上述原因并未取得可推广的成果。文献[7]尝试用数据挖掘方法对住宅建筑和公共建筑进行非监督能量分解, 但该方法无法处理多种小功率设备同时运行情况下的动作重叠问题。文献[8]比较了 NILM 在公共建筑和住宅建筑的性能差异, 认为单一的 NILM 方法难以有效解决公共建筑负荷监测问题。现有公共建筑能耗分解则主要采用了末端能耗拆分算法和最优能耗估算算法^[9], 可以实现建筑的小时能耗拆分, 用于对建筑能效进行整体性评估, 却无法用于需要实时负荷分解数据的需求响应。

针对建筑负荷监测的特点, 本文不以负荷设备使用的识别率和识别种类为主要目标, 而是依据建筑能耗分项计量现状, 进行建筑负荷能效特征分析, 提出了一种基于三重可信度匹配的建筑用能在线分解方法, 实现参与需求响应负荷的专项拆分, 分解结果可用于建筑级电力用户的需求响应, 也能为建筑能效管理提供更全面的分析数据。

1 面向需求响应的建筑能耗监测技术

1.1 建筑能耗监测特点

对于不同类别的电力用户, 其负荷特性存在巨大差异, 因而现有的建筑能耗监测方案对于公共建筑和住宅建筑有着本质的不同, 典型的公共建筑和住宅建筑日负荷曲线如图 1 所示。其中住宅建筑的设备事件十分明显, 在现有智能电表条件下就可以实现家庭用户的 NILM, 相关研究侧重于提高各类小功率且能效特征相近的家电设备识别率。而公共建筑的负荷特性表现得极为复杂。由于建筑内设备数量

收稿日期: 2016-05-20; 修回日期: 2017-02-16

基金项目: 天津市应用基础与前沿技术研究计划资助项目(14JCY-BJC21100); 国家电网公司科技项目(5211JN140001)

Project supported by the Tianjin Research Program of Application Foundation and Advanced Technology(14JCYBJ-C21100) and the Science and Technology Program of State Grid Corporation of China(5211JN140001)

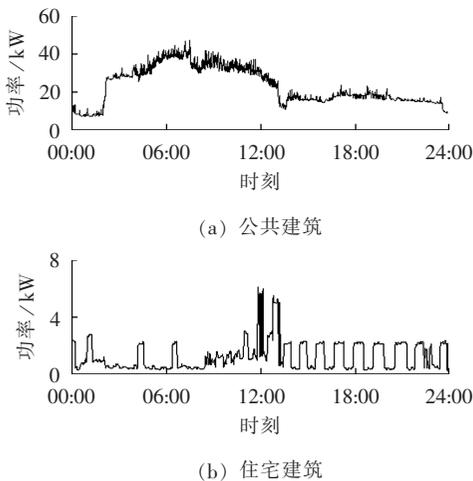


图 1 建筑典型日负荷曲线

Fig.1 Typical daily load curves of building

众多,设备启停只有在高频采样中才能观测到。同时,设备的运行时间往往发生重叠,使得整体负荷曲线趋于极端,峰谷更加明显。因此,公共建筑主要通过增加直接的分项计量装置实现建筑能耗监测,其典型的分项能耗结构如图 2 所示。

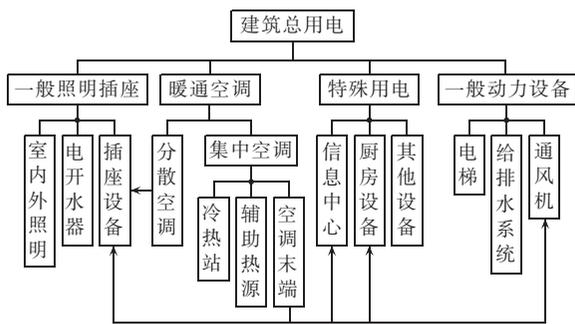


图 2 公共建筑分项计量结构

Fig.2 Structure of itemized metering for commercial building

由图 2 可发现,除去上文提到的系统部署和维护等问题外,直接的分项计量还存在空调末端难以计量、照明与插座设备混合、特殊与普通功能混合等问题^[9],如何在建筑级需求响应中避免这些问题是建筑用能分解方法的重点。

1.2 建筑级需求响应的体系架构

针对建筑用户参与需求响应的应用场景,大多数研究者都主张以大功率并具有使用柔性的温控负荷作为响应资源,如暖通空调、电热水器等,而各类小功率电子设备并不适合参与需求响应^[10]。因此,面向需求响应的建筑能耗监测重点在于温控负荷的监测。然而暖通空调除了存在于独立的支路中也可能出现在插座支路或特殊功能支路中,热水器或开水器等加热设备与照明插座同一支路,所以需要通过对建筑用能在线分解方法实现对需求响应资源的拆分,其体系架构如图 3 所示。

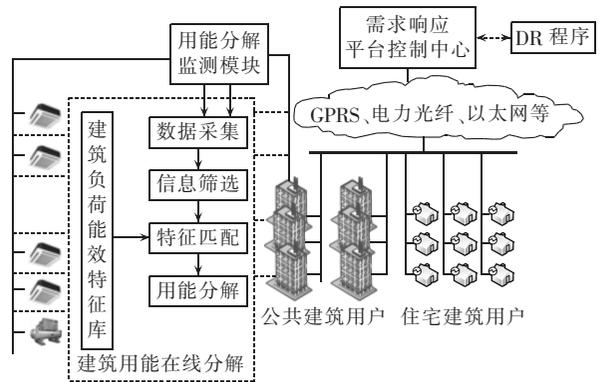


图 3 建筑级需求响应体系架构

Fig.3 Framework of building-level demand response

如图 3 所示,在建筑的配电支路端口安装用能分解监测模块,通过采集总的电压、电流信息,筛选出有效的数据进行特征提取,并与建筑负荷特征库中模板进行匹配实现负荷的辨识,并计算得到实时状态下可用于需求响应的响应容量 Q_{DR} 为:

$$Q_{DR}(t) = \sum_{i=1}^n \int_t^{t+\tau} P_i(t) dt \quad (1)$$

其中, $P_i(t)$ 为响应负荷的实时有功功率; n 为建筑中参与响应的负荷数量; τ 为需求响应中心下达的响应持续时间。

需求响应中心通过与建筑能源管理者互动,获取建筑实时的响应容量,据此生成优化的需求响应方案;建筑能源管理者通过建筑用能分解数据可以完善直接计量结果的不足,有利于提升建筑能效。

当建筑规模过大时,在线分解方法的识别率将大幅下降,此时应在主要配电支路上增加用能监测模块,通过减少监测范围,降低设备动作重叠概率,保证对响应资源的识别率。

2 建筑负荷特征分析

提取适用于建筑级需求响应的负荷特征是实现建筑用能在线分解的基础。负荷特征是指根据计量检测装置采集的数据可以唯一确定一类电力负荷的特征集合,通过国内外研究者发布的电力公共数据集可以进行用电负荷特征的提取,同时也可以为负荷分解算法的性能提供标准化验证的依据。主要的公共数据集信息如表 1 所示,其中包括住宅建筑和

表 1 电力公共数据集

Table 1 Public NILM datasets

名称	采集地	建筑类型	采集量	采样频率
REDD(2011) ^[5]	美国	住宅建筑	U, I, P, Q	15 kHz/3 s
iAWE(2013) ^[11]	印度	住宅建筑	U, I, f, S, P, Q	1 Hz
AMPds(2013) ^[12]	加拿大	住宅建筑	U, I, θ, f, S, P, Q	1 min
UK-DALE(2014) ^[13]	英国	住宅建筑	$P, event$	16 kHz/6 s
BERDS(2013) ^[14]	美国	公共建筑	S, P, Q	20 s
COMBED(2014) ^[8]	印度	公共建筑	S, P	30 s
E-Adivino(2014) ^[15]	印度	公共建筑	P	5 min

公共建筑 2 类,采样频率一般包括针对整体负荷的高频采样和针对单个设备运行状态的低频采样。

不同的计量检测装置可以采集一类负荷不同频率下的电压、电流、有功、无功、谐波含量等信息,结合建筑级需求响应的特点,依据采集频率和采集窗长的不同,采用的建筑负荷特征包括功率能效特征、暂态能效特征和稳态能效特征。

2.1 功率能效特征

负荷的有功功率和无功功率变化作为负荷的功率能效特征是最易获取的负荷数据,可由直接低频采样的电压、电流计算得到。通过统计公共数据集中得到的建筑负荷功率能效特征如图 4 所示。

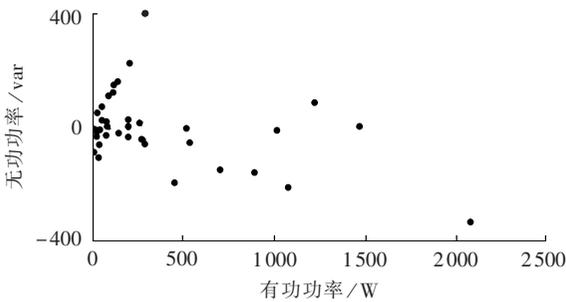


图 4 典型建筑负荷功率分布

Fig.4 Typical power distribution of building loads

由于小功率设备的功率能耗特征接近,所以在住宅建筑中无法作为主要的辨识特征。但在公共建筑中,大功率设备数量种类增多,单相负荷和三相负荷耦合,同类设备功率范围大,大部分适用于需求响应的温控负荷就属于此类。因而功率能耗特征适合识别大型负荷的启停和运行状态。

2.2 暂态能效特征

在设备开启和关闭的暂态过程中,因为其中元件的特性差异,启动电流能效特征可以用来进行负荷识别,此时电压变化的影响作用可以忽略。据此可将负荷分为阻性负荷、感性负荷、电动机负荷和整流器负荷 4 类,其暂态能效特征如图 5 所示。

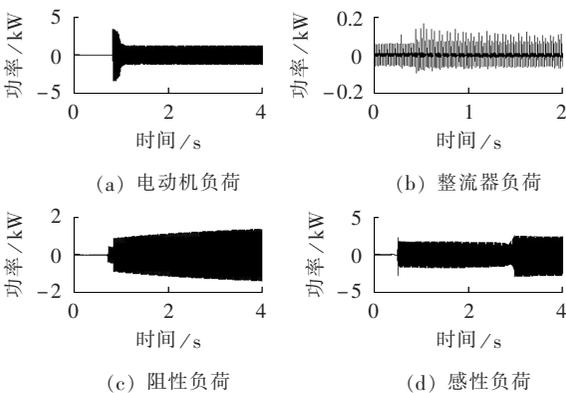


图 5 建筑负荷暂态能效特征

Fig.5 Transient signatures of building loads

其中,作为需求响应资源的温控负荷中,大型加热设备属于阻性负荷,其暂态过程与稳态运行状态近似,因而最适合参与需求响应;制冷设备属于电动机负荷,存在启动的尖峰波动;感性负荷和整流器负荷主要存在于照明插座线路中,往往缺乏实现需求响应所需的使用柔性。

2.3 稳态能效特征

稳态能效特征主要指负荷稳定运行时,叠加在电压、电流值中的谐波特征,例如稳态电流曲线、 $U-I$ 曲线等。图 6 为稳态能效特征曲线,各小图中从上至下分别对应电动机负荷、阻性负荷、整流器负荷和感性负荷。

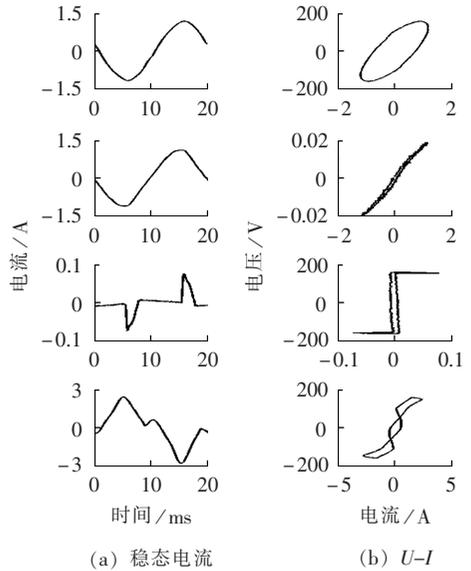


图 6 建筑负荷稳态能效特征

Fig.6 Steady-state signatures of building loads

从图 6 中可以发现,不同类设备的 $U-I$ 曲线的图形特征与设备产生的谐波电流相关。适用于需求响应的大型阻性负荷接近为直线,而制冷类电动机负荷电流有一定的畸变,电流与电压之间存在相位差, $U-I$ 曲线为倾斜的椭圆。感性负荷 $U-I$ 曲线类为螺旋形。整流器负荷电流曲线畸变程度大, $U-I$ 曲线会出现交叉点。 $U-I$ 曲线可以通过其中心线的斜率、封闭空间的面积和是否存在交叉点作为其能效特征。

3 建筑负荷在线分解方法

建筑负荷在线分解方法采用欧氏距离判定监测数据与特征数据的相似程度,可定义 p 维向量 \mathbf{x} 和 \mathbf{y} 的欧氏距离为:

$$D(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{\frac{1}{p} \sum_{i=1}^p (x_i - y_i)^2} \quad (2)$$

其中, $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_p]$, $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_p]$; 且 $\mathbf{x} \geq 0$, $\mathbf{y} \geq 0$ 。

进一步统计一组向量之间的相近程度时,在式(2)的基础上,定义可信度来表示。

$$Q(X, Y) = \sqrt{\frac{1}{q} \sum_{i=1}^q D(X_i, Y_i)^2} \quad (3)$$

其中, X, Y 为 q 个 p 维向量组, X_i 与 Y_i 为对应的 p 维向量。通过计算一类能效特征下的多个特征模板与监测数据的欧氏距离,然后再求出该类能效特征对应各模板的可信度,可以判断得到最接近的模板类型。

建筑负荷分解算法执行如下:当检测到负荷启停时,先依据功率能效特征匹配大型负荷,若不在大型负荷列表中,再依据暂态能效特征匹配各模板中负荷,记录启停负荷类型、功率与可信度;周期性进行稳态能效特征匹配,确定运行中负荷的组成成分,记录当前各负荷类型比例、功率与可信度,并且与暂态能效特征匹配和功率能效特征匹配记录进行比较修正,比较修正过程依据可信度进行,优先修正可信度较小的记录,最终完成建筑负荷能效特征三重匹配。

3.1 建筑负荷能效特征库

建筑负荷能效特征库包含了阻性负荷、感性负荷、整流器负荷和电动机负荷 4 类建筑负荷的暂态、稳态和功率能效特征。其中,暂态能效特征包含电流变化量、电流突变量、启动时长与暂态启动电流波形;稳态能效特征包含谐波含量与 $U-I$ 曲线波形;功率能效特征包含功率变化量与有功无功比。

3.2 信息筛选

为了减小算法运算量,降低对采集设备的要求,节约成本并提高准确性,在暂态能效特征检测环节前进行信息筛选。该环节的目的在于确定是否有设备启停事件发生,同时去除所采集数据中的噪声,使得暂态特征更加明显。筛选方法是计算电流和功率在采集数据窗内变化的幅值,并与统计的建筑内设备电流和功率进行比对,若达到小型设备启停的标准,则进入能效特征识别三重匹配过程。

3.3 能效特征三重匹配

3.3.1 功率能效特征一重匹配

建筑中的大功率设备数量较少,构成简单,可以根据其功率特征、无功比例和电流变化分相特征确定。商业、办公、学校等公共建筑中 kW 级设备大多为电梯、暖通空调、热水设备、单开关控制的大型展厅照明等。数据采集设备根据线路安装后,根据分相特征和功率特征可以识别电梯与空调,根据分相特征和无功比例可以识别出照明与锅炉、热水器。计算其可信度,达到设定值即直接记录设备的类型。设定值根据具体建筑负荷情况,需要进行相应调整,

根据功率特征匹配得到其中启动和停止的大功率设备信息,作为一重匹配结果。

3.3.2 暂态能效特征二重匹配

暂态能效特征包含三维特征向量(电流变化量、电流突变量、启动时长)和多维向量启动电流波形。暂态能效特征可信度与这 2 组向量的欧氏距离有关。

暂态三维特征向量与模板特征向量的欧氏距离为:

$$D_{\text{temp}} = \frac{1}{\sqrt{3}} \sqrt{(\Delta I - \Delta I_{\text{templ}})^2 + (I_p - I_{p-\text{templ}})^2 + (T - T_{\text{templ}})^2} \quad (4)$$

其中, ΔI 为电流变化量; ΔI_{templ} 为模板中电流变化量; I_p 为电流突变量; $I_{p-\text{templ}}$ 为模板中电流突变量; T 为启动时长; T_{templ} 为模板中启动时长。

多维向量启动电流波形与模板电流波形向量的欧氏距离为:

$$D_I(i, I) = \sqrt{\frac{1}{m} \sum_{j=1}^m (i_j - I_{\text{templ}j})^2} \quad (5)$$

其中, i 为 m 维启动电流向量, $i = [i_1, i_2, \dots, i_m]$; I 为模板中启动电流向量, $I = [I_1, I_2, \dots, I_m]$ 。

计算暂态能效特征的可信度如下:

$$Q = \sqrt{(D_{\text{temp}} + D_I) / 2} \quad (6)$$

选择并匹配模板库中可信度最高的一类负荷,并记录负荷类型与可信度值。通过采集设备获得的数据,经过信息筛选,根据暂态能效特征匹配识别出最契合的设备类型,作为二重匹配结果。

3.3.3 稳态能效特征三重匹配

稳态能效特征包含 2 个多维向量:高次谐波比例向量与 $U-I$ 比值向量。稳态能效特征可信度与这 2 组向量的欧氏距离有关,欧氏距离和可信度的计算与暂态能效特征情况相似,匹配间隔 10 min,对电流、电压信息周期性地高频采样,滤去噪声后进行稳态能效特征匹配,识别得到负荷类型比例与功率,记录本次稳态匹配的可信度。

3.4 能效特征识别修正

三重匹配的结果之间必然存在差异,因此需要进行能效特征识别修正。通过基于可信度的比较修正,可以得到最契合当前负荷类型比例与功率情况的结果,作为最终的建筑用能分解结果,其流程如图 7 所示。

(1) 比较一、二重匹配得到的记录集 $S_{1,2}$ 与三重匹配得到的本周期差异集 S_3 。若两者分类近似相同(分类不同的功率在 10% 以下),则将本周期稳态特征匹配记录作为本周期特征匹配结果 S_{result} ; 否则进行如下步骤。

(2) 将 S_3 中可信度记为 X ,则在 $S_{1,2}$ 中删去可信

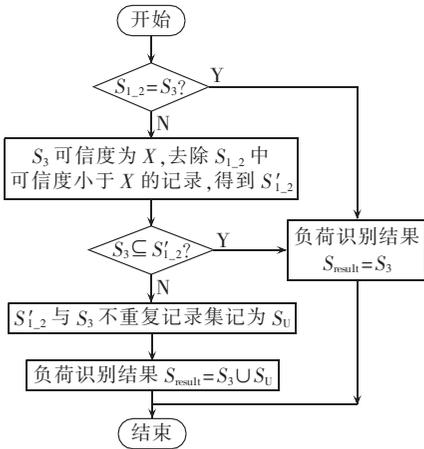


图 7 负荷识别比较修正流程

Fig.7 Flowchart of load identification, comparison and modification

度小于 X 的记录。

(3)再次比较一、二重匹配得到的记录集 $S'_{1,2}$ 与三重匹配得到的本周期差异集 S_3 。若本周期差异集 S_3 完全包含一、二重匹配得到的记录集 $S'_{1,2}$, 则将本周期稳态特征匹配记录作为本周期特征匹配结果; 否则, 一、二重匹配得到的记录集 $S'_{1,2}$ 中不与本周期差异集 S_3 重叠的部分 S_U 与本周期差异集 S_3 合并, 得到本次特征识别结果的记录集 S_{result} , 即为实时的建筑用能分解结果。

4 实例分析

为验证基于三重可信度匹配的建筑用能在线分解方法是否能为用户参与需求响应提供可靠的需求侧资源实时数据, 从整体负荷中计算出响应资源规模, 采用实际的公共建筑进行测试分析。测试分析的对象为浙江省某一商用办公建筑。该用户总建筑面积约为 2500 m², 已完成分项计量改造, 现有建筑能源管理系统中部署了 26 个集中器和超过 300 个测点, 将建筑用能分解模块接入现有系统中, 如图 8 所示。

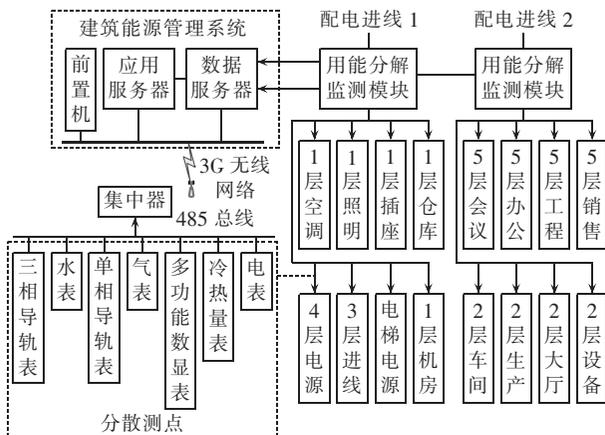


图 8 建筑能源管理系统结构

Fig.8 Structure of building energy management system

其中 2 个用能分解监测模块采样频率为 5 kHz, 接入 2 路配电进线, 原有建筑能源管理系统采样周期为 10 min。建筑能源管理系统采用 B/S 架构, 统计数据按照空调、一般插座照明、动力、特殊负荷等 4 类进行分项计量, 通过分散测点基本实现了插座和照明用电的区分和空调末端的独立计量。加入用能分解监测模块后, 得到的建筑用能分解结果如图 9 所示。其中插座类设备中检测出电开水器, 而暖通空调负荷由 4 部三相空调构成, 未分解负荷主要包括插座用电中的各类电子设备。温控负荷的用能分解结果与分项计量数据总体保持一致, 表明该方法在需求响应问题中可以替代高成本的分项计量。

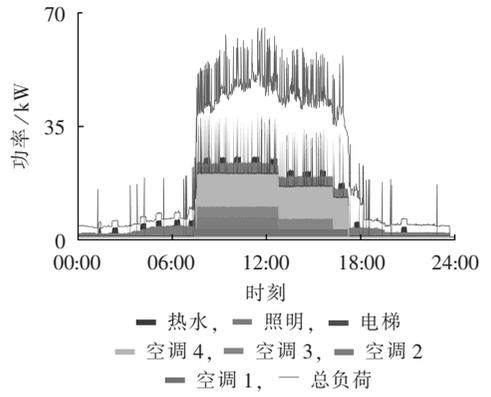


图 9 建筑用能在线分解结果

Fig.9 Results of online building energy disaggregation

5 结论

本文针对建筑负荷能耗监测问题, 提出了一种面向需求响应的建筑负荷用能在线分解方法, 实现了对建筑负荷中需求响应资源的实时监测。该方法通过功率能效特征检测响应资源, 暂态能效特征检测突变类型, 稳态能效特征检测运行负荷, 实现能效特征可信度三重匹配, 其中功率、暂态能效特征实时匹配, 稳态能效特征定时匹配。与现有分项计量比较的结果表明, 其对响应资源辨识度高, 并可大幅降低原有分项计量的成本, 适用于面向需求响应的建筑能耗监测。

参考文献:

[1] 清华大学建筑节能研究中心. 中国建筑节能年度发展研究报告 2015[M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2015: 2-4.

[2] 梁甜甜, 高赐威, 王蓓蓓. 智能电网下电力需求侧管理应用[J]. 电力自动化设备, 2012, 32(5): 81-85.

LIANG Tiantian, GAO Ciwei, WANG Beibei. Applications of demand side management in smart grid[J]. Electric Power Automation Equipment, 2012, 32(5): 81-85.

[3] HART G W. Prototype nonintrusive appliance load monitor[R]. New York, USA: MIT Energy Laboratory and Electric Power

- Research Institute, 1985.
- [4] ZEIFMAN M, ROTH K. Nonintrusive appliance load monitoring: review and outlook[J]. IEEE Transactions on Consumer Electronics, 2011, 57(1): 76-84.
- [5] KOLTER J Z, JOHNSON M J. REDD: a public data set for energy disaggregation research [C]//Workshop on Data Mining Applications in Sustainability (SIGKDD). San Diego, USA: [s.n.], 2011: 59-62.
- [6] NORFORD L K, LEEB S B. Non-intrusive electrical load monitoring in commercial buildings based on steady-state and transient load-detection algorithms[J]. Energy and Buildings, 1996, 24(1): 51-64.
- [7] SHAO H, MARWAH M, RAMAKRISHNAN N. A temporal motif mining approach to unsupervised energy disaggregation: applications to residential and commercial buildings[C]//27th AAAI Conference on Artificial Intelligence. [S.l.]: AAAI Press, 2013: 1327-1333.
- [8] BATRA N, PARSON O, BERGES M, et al. A comparison of non-intrusive load monitoring methods for commercial and residential building[EB/OL]. [2014-08-27]. <https://arxiv.org/abs/1408.6595>.
- [9] 王鑫. 公共建筑用能分项计量综合关键技术研究[D]. 北京: 清华大学, 2010.
WANG Xin. Studies on key technology of sub-metering in commercial buildings[D]. Beijing: Tsinghua University, 2010.
- [10] 张国新, 王蓓蓓. 引入需求响应的电力市场运行研究及对我国电力市场改革的思考[J]. 电力自动化设备, 2008, 28(10): 28-33.
ZHANG Guoxin, WANG Beibei. Study of power market operation with demand response and consideration of China's power market reform[J]. Electric Power Automation Equipment, 2008, 28(10): 28-33.
- [11] BATRA N, GULATI M, SINGH A, et al. It's different: insights into home energy consumption in India[C]//Proceedings of the 5th ACM Workshop on Embedded Systems for Energy-Efficient Buildings. New York, USA: [s.n.], 2013: 1-8.
- [12] MAKONIN S, POPOWICH F, BARTRAM L, et al. AMPDs: a public dataset for load disaggregation and eco-feedback research [C]//Electrical Power & Energy Conference (EPEC), 2013 IEEE. [S.l.]: IEEE, 2013: 1-6.
- [13] KELLY J, KNOTTENBELT W. The UK-DALE dataset, domestic appliance-level electricity demand and whole-house demand from five UK homes[EB/OL]. [2015-05-19]. <https://arxiv.org/abs/1404.0284v3>.
- [14] MAASOUMY M, SANANDAJI B, POOLLA K, et al. Berds-berkeley energy disaggregation dataset[C]//Proceedings of the Workshop on Big Learning at the Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS). Lake Tahoe, US: [s.n.], 2013: 1-8.
- [15] SAINI S, ARJUNAN P, SINGH A, et al. E-advino: a novel framework for electricity consumption prediction based on historical trends [C]//Proceedings of the 2015 ACM Sixth International Conference on Future Energy Systems. Bangalore, India: [s.n.], 2015: 213-214.

作者简介:



王守相

王守相(1973—),男,山东高密人,教授,博士研究生导师,博士,主要研究方向为智能配电系统分析、分布式发电系统分析与仿真(**E-mail**:sxwang@tju.edu.cn);

孙智卿(1986—),男,河北石家庄人,博士研究生,研究方向为电力需求侧管理、智能用电技术(**E-mail**:sunzq@tju.edu.cn);

孔繁钢(1958—),男,河南济源人,高级工程师,硕士,研究方向为用电侧能效管理、配网智能化;

秦俊宁(1972—),男,浙江宁波人,高级工程师,硕士,研究方向为节能与能效管理;

常建平(1965—),男,安徽阜阳人,高级工程师,硕士,研究方向为电力系统自动化、负荷智能响应。

Online building energy disaggregation orienting to demand response

WANG Shouxian¹, SUN Zhiqing¹, KONG Fangang², QIN Junning², CHANG Jianping³

(1. Key Laboratory of Smart Grid of Ministry of Education, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

2. State Grid Zhejiang Electric Power Company, Hangzhou 310007, China;

3. State Grid Energy Service Company, Beijing 100052, China)

Abstract: Though the participation of building loads in DR(Demand Response) has great potential, they are not widely applied due to the limitation of current energy consumption monitoring technologies. The metering features of itemized building energy consumption are analyzed and a DR-oriented method of online building energy disaggregation is proposed. According to the characteristic differences between building loads in current, power and phase, the power, transient and steady-state energy-efficiency signatures of building loads are extracted from the public NILM datasets of multiple commercial and residential buildings, based on which, a signature database of building loads is formed. By information filtering, triple signature matching and result modification, the building loads are identified and then online disaggregated. The energy disaggregation results of an actual verification for a commercial building are compared with its existing metering data, which shows that, the proposed method has higher accuracy of demand response resource identification and satisfies the requirements of building-level DR for the energy consumption monitoring.

Key words: public building; demand response; energy disaggregation; load identification; electric load management