

文章编号:1671-6833(2021)05-0092-08

商业建筑 HVAC 电力需求响应综述与分析

孟庆龙<sup>1</sup>, 王文强<sup>1,2</sup>, 李为林<sup>3</sup>, 熊成燕<sup>1</sup>, 李 洋<sup>1</sup>, 任效效<sup>1</sup>

(1.长安大学 建筑工程学院,陕西 西安 710061; 2.中国启源工程设计研究院有限公司,陕西 西安 710018; 3. 郑州大学 土木工程学院,河南 郑州 450001)

**摘 要:** 针对空调系统参与电网需求响应所面临的问题,从暖通空调(HVAC)系统特性的角度,对建筑-电网下多种能源交互的 HVAC 需求响应(demand response, DR)进行综述性研究与分析。概述了 HVAC 需求响应的定义和分类,并论述了利用模型预测控制算法、遗传算法等多种算法预测 HVAC 需求响应潜力的方法。针对区域温度重设、提高送风温度、重设冷冻水水温等 DR 策略的原理与适用性进行归纳分析。分析表明:对于实施 DR 后用户热舒适度提升的 DR 项目,可考虑在系统运行时采用该策略来降低能耗;主动储能策略与常规的 DR 策略结合使用能有效解决 DR 事件的负荷反弹问题;对于拥有较大可调度空调负荷的用户,应该考虑提供 DR 辅助服务。

**关键词:** 暖通空调; 需求响应; B2G; 潜力预测; 响应策略

**中图分类号:** TU831.3      **文献标志码:** A      **doi:**10.13705/j.issn.1671-6833.2021.05.012

0 引言

目前中国新增非化石能源发电装机占新增总装机的 73%,全国并网太阳能发电、风电分别为 1 775、3 660 亿千瓦时,同比分别增长 50.8%、20.2%。用电峰谷差持续增大,电网面临时段性调峰能力不足,需进一步挖掘调峰潜力,提升系统的调节能力,促进供需平衡<sup>[1]</sup>。需求响应(demand response, DR)从电力需求侧入手,利用需求侧的弹性用电资源,通过调控手段实现高峰用电的削减或转移,为应对季节性和临时性的电力需求高峰、解决电网供需不平衡问题提供了一种创新的调控手段<sup>[2]</sup>。需求响应可有效消纳分布式能源,降低电网运行成本<sup>[3]</sup>。

建筑用电是导致城市电力负荷侧峰谷差值变化的主要原因之一,受季节和天气等因素影响,建筑用电峰谷差在夏季愈加明显。夏季高温引起的建筑空调用电负荷的增长已成为导致电力需求高峰的主要原因,这也是造成电力供需不平衡的重要因素之一。随着智能电网的发展、智能电表的普及以及建筑能源管理控制系统(energy management control system, EMCS)的优化,建筑-电网

(building to grid, B2G)的互动性不断增强。如图 1 所示,建筑可通过参与 DR 项目,利用冷热电协同形成虚拟电网为城市电力调峰提供有效途径。图 1 中发电机发电量分别处于基础段、高效段和峰值段。

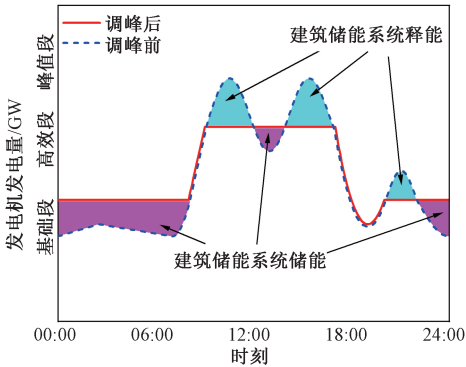


图 1 互动型建筑-电网(B2G)调峰模式  
Figure 1 Interactive building to grid (B2G) peak shaving mode

建筑作为耗能大户是参与需求响应的优质资源。建筑耗电资源按照其用电量能否在指定区间内变化或在不同时段内转移,分为柔性 DR 资源(照明、HVAC 等)和刚性 DR 资源(电梯、打印机、电脑等)。相较于刚性 DR 资源,柔性 DR 资源在

缓解电网供需矛盾时,能有效增加电网调控的灵活性且对社会生产和人民生活影响较小。作为柔性 DR 资源,HVAC 系统已成为最优良的需求响应资源,主要表现在:①空调能耗占建筑总能耗比重重大,尤其在商业建筑中该比重高达 40%~60% (夏季负荷高峰比重会更大);②建筑本身储能和空调热惯性的“热飞轮效应”允许短时降载,甚至暂停 HVAC 系统,且对人体热舒适影响小;③多数建筑具有能源管理系统(EMCS),可对建筑内包括 HVAC 系统进行监控,这是实施需求响应既有硬件平台。

目前国内的学者大多从电力需求响应的运营模式、建筑群控和空调负荷聚合集中调度的角度对需求响应进行综述和研究<sup>[4]</sup>。当商业建筑参与需求响应时,缺乏对空调系统需求响应策略的研究和特性分析。本文旨在从 HVAC 系统特性的角度对 B2G 下多种能源交互的 HVAC 需求响应进行综述分析,探索更灵活的建筑用能方法,挖掘商业建筑在参与需求响应项目时的调峰潜力,为商业建筑中 HVAC 系统参与电力需求响应项目时的具体方案设计和实施过程提供参考。

1 HVAC 需求响应

HVAC 需求响应定义为建筑通过调控 HVAC 系统用电负荷响应电网需求。HVAC 需求响应是多种能源交互的 DR 资源,源端多能互补,末端柔性可调,通过消纳不同的能源,在尽可能不影响用户热舒适的前提下响应电网需求。源端可利用电力驱动低品位能源(地热能、空气能、工业余热等)热泵机组、利用太阳能蓄热或蓄电等。末端可通过调节区域设定温度和送风温度等策略降低用电需求。HVAC 需求响应下建筑和空调系统的关系如图 2 所示,由于空调系统各部件间存在耦合,因此在实施 HVAC 需求响应时需要考虑部件间的相互影响,避免系统出现紊乱。

HVAC 需求响应按实施方法可分为负荷暂停、负荷转移、负荷削减 3 种类型,如图 3 所示。Shan 等<sup>[5]</sup>从空调负荷、建筑本地产能和主动储能 3 个方面将 HVAC 需求响应分为 A、B、C 类,其关系见图 4。

对于单体建筑的需求响应策略,美国劳伦斯伯克利国家实验室(LBNL)<sup>[6]</sup>通过对 28 个非居住建筑的 DR 项目进行研究,总结和归纳了 HVAC 系统可以实施的需求响应策略,如全局温度调节(global temperature adjustment, GTA)、提高送风温度(supply air temperature, SAT)、降低管

道静压(duct static pressure, DSP)、被动冷热储能(cool thermal energy storage, CTES)等。除了单个建筑内 HVAC 需求响应外,还需要考虑建筑群需求响应的优化调度。

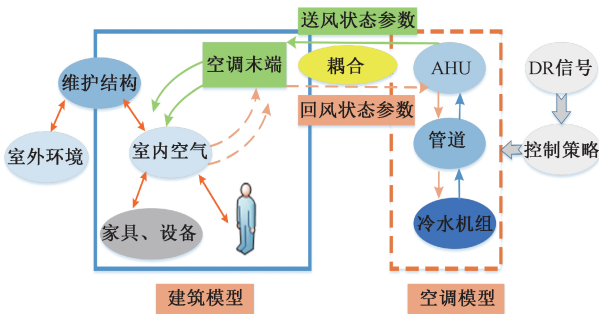


图 2 HVAC 需求响应下建筑和空调系统的关系  
Figure 2 Relationship between building and air-conditioning systems with HVAC demand response

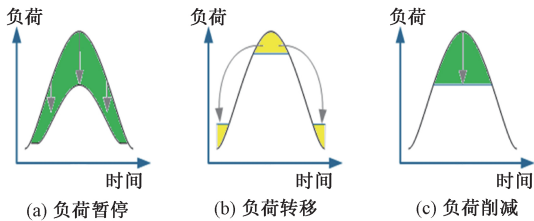


图 3 空调负荷需求响应示意图  
Figure 3 Air-conditioning load demand response diagram

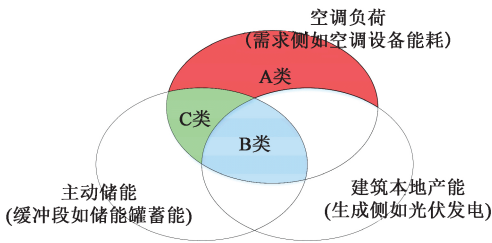


图 4 HVAC 需求响应柔性负荷分类示意图  
Figure 4 Flexible load of HVAC demand response classification diagram

2 HVAC 需求响应潜力预测方法

常见的 HVAC 需求响应潜力预测方法见表 1, 这些方法按对 HVAC 系统的调控可分为直接负荷控制(DLC)和基于设定值调节两类。而较为新颖的方法是基于机器学习预测和评估需求响应潜力。

2.1 基于直接负荷控制

直接负荷控制是在 DR 事件发生时,电力公司利用室内外环境传感器和智能电表采集用户端实时数据信息,将数据上传至 DR 策略库,对用户可调度空调负荷进行预测评估,由控制策略生成

表 1 HVAC 需求响应潜力预测方法  
Table 1 HVAC DR potential estimation method

分析方法	来源	模型算法	预测参数	调度方法	预测所需参数	HVAC 需求响应策略
仿真	文献[9]	MPC	室温设定值、储冷量释放速率、冷机功耗	PID	室外气象参数(温度、太阳辐射)、室温	PCM 主动储能
仿真+实测	文献[10]	MPC	热泵出口温度、热泵功耗、室温设定值、风量	二阶优化控制	电池充电状态、室温、热泵供回水温度 DR 项目需求量、外源参数	热、电(PV)主动储能、GTA、重设冷冻水温
仿真+实测	文献[11]	MPC	冷机功耗、冷机供回水温度	开关控制(DLC)	日运行时间、冷机入口流量、室内外温度	关闭部分冷机
仿真	文献[12]	GA	建筑群小时控制信号、建筑群小时功耗曲线	适应函数估计	HVAC 群小时功耗、拟定的 DR 策略	PCM 主动储能
仿真+实测	文献[13]	EP+回归	建筑动态负荷、小时 DR 潜力(量化指标)	开关控制(DLC)	响应时段、室外温度、设定值的改变量	GTA
实测	文献[14]	AR-NN	室温设定值、功耗曲线	开关控制(DLC)	电网端功耗需求、HVAC 系统实时功耗、室内外温度	GTA
仿真	文献[15]	EP+GA STM+GA DP+STM	室温设定值、HVAC 系统成本与用户热舒适关系	调控风盘转速	室内环境参数、室外气象参数、风盘转速	GTA
仿真	文献[16]	MILP+启发式	室温设定值、HVAC 系统能耗	开关控制(DLC)	室内外温度、教室人数、风机运行参数	SAT

模块生成具体调控信号,再将信号传送至建筑 EMCS,利用开关控制策略调控空调负荷。Ma 等<sup>[7]</sup>研究了关闭部分 HVAC 设备的快速需求响应策略的预测和控制,先通过预测得到用户可接受的最大温升值为 3 ℃,再预测出室温升高后建筑所需建筑冷负荷,接着预测出冷机、泵和风机的耗电功率,最后用在线控制的方式完成对各空调部件参数的设定。Lu<sup>[8]</sup>基于室外空气温度预测 HVAC 系统的实时功耗曲线,采用 DLC 算法,接收电网在 DR 时发出的负荷平衡信号调整 HVAC 功耗,并提出一种温度优先列表的方法用于调度 HVAC 负荷,最优地满足客户期望的室温并实现可调度负荷的多样性。Tang 等<sup>[9]</sup>利用 PID 算法有效地优化集成有主动储能的中央空调系统的运行,在快速 DR 事件中保证室内环境。

2.2 基于设定点调节

基于设定点调节的 HVAC 需求响应,是通过  
对系统各部分建立模型,如简化建筑蓄热模型(STM)、冷机模型、储电模型、空调能耗和 DR 模型等,再通过一些算法如模型预测控制(MPC)<sup>[10]</sup>

算法、遗传算法(GA)、EnergyPlus(EP)+回归模型算法、自动回归-神经网络算法(AR-NN)等实现对 DR 工况下 HVAC 需求响应资源的调度。实际运行中还需要对各种模型通过用户端的数据进行校核,Shan 等<sup>[11]</sup>建立一种自动模型校准程序通过终端用户能源数据校核 EP 模型,校核后的模型用于预测和评估各种 HVAC 需求响应策略下 HVAC 系统不同组件(风机、冷机、AHU、VAV 末端等)的动态需求响应效果。

2.3 机器学习下的 HVAC 需求响应

基于动态模型的 HVAC 需求响应主要问题  
在于建立精确动态 HVAC 系统模型难度大,有学者提出利用机器学习算法实现对建筑能耗的预测和调控,例如:利用回归树或随机森林算法分析和训练 HVAC 系统各部件设定值数据建立建筑数据树<sup>[17]</sup>,训练 DR 时段耗电时间占用表和耗电量数据建立建筑能耗森林预测能耗曲线<sup>[18]</sup>,用输出的温度数据建立温度森林预测室内温度。从不同的角度建立机器学习模型效果往往不同,从商业建筑 HVAC 系统能耗角度建立的机器学习模型

如随机森林模型、梯度增强机制 (GBM) 模型、随机森林回归 (RF) 模型等通过训练 HVAC 系统不同设备的设定参数,找到最优 DR 策略,并通过优化不同的机器学习模型提高预测精度和稳定性,进一步降低系统能耗。这些模型更注重能耗的降低,往往忽略对用户热舒适造成的影响,因此可以选择考虑用户热舒适的 HVAC 需求响应策略进行数据训练,尽可能不影响用户热舒适。而从用户热舒适角度建立的机器学习模型是通过获取用户热不适 (thermal discomfort, TD) 数据曲线,用 TD 数据训练 ANN 模型来预测不同 HVAC 需求响应策略下用户的 TD,从而确定最优的 DR 策略,在不影响用户热舒适的前提下为电网提供稳定的可调电力负荷。由于不同用户的热舒适区可能不相同,因此有学者通过检测并剔除用户热舒适投票的异常值,优化数据驱动控制 (DPC) 构建的热舒适模型<sup>[19]</sup>。对于激励型需求响应,有学者研究人工智能 (artificial intelligence, AI) 强化学习 (reinforcement learning, RL) 算法以得到用户的最优激励方案<sup>[20]</sup>和用深度神经网络 (DNN) 预测电耗和电价,并建立一种稳定、可靠的 DR 调控方法<sup>[21]</sup>。

3 HVAC 需求响应策略

3.1 末端房间控制

3.1.1 GTA 策略

GTA 策略见图 5,是通过在 DR 时段提高室温设定值,实现对峰值负荷的削减。实施 GTA 策略首先需要考虑用户可接受的温度调控范围,在此范围内进行温度调控以避免对人体热舒适造成较大影响。GTA 策略结束后会产生负荷反弹。

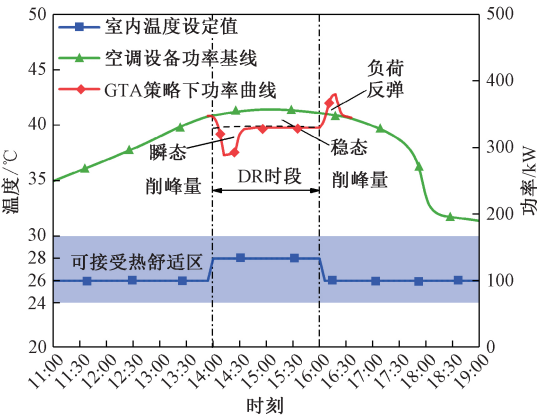


图 5 GTA 策略下室温设定值与空调设备功率变化  
Figure 5 Room temperature set-point and HVAC system power under GTA strategy

由于不同建筑的 PMV (predicted mean vote)

热舒适评价模型 (例如办公楼与超市) 中各参数取值是不同的,因此可接受温控范围也不同。不同室外气象参数下 DR 时段建筑冷负荷并不相同,不同冷负荷下 GTA 策略实际响应时长和削峰量也不同。因此,在日前量化 GTA 策略的效果,向电网或负荷聚合商申报可调控的负荷量之前需要预测需求响应日的建筑冷负荷。

3.1.2 调节 DSP 策略和调节风机转速 (VSD) 策略

对于变风量 (VAV) 空调而言,空调系统管道静压 (DSP) 的设计值是在满足最大需求条件下设定的。当房间供冷量需求值降低时,由于 DSP 设定值高于实际 VAV-boxes 所需静压值,会造成能源浪费。因此需要降低 DSP 设定值或通过降低变频风机的转速,使得系统的静压输出值与实际所需静压相匹配。DSP 和 VSD 策略风机运行状态变化见图 6。

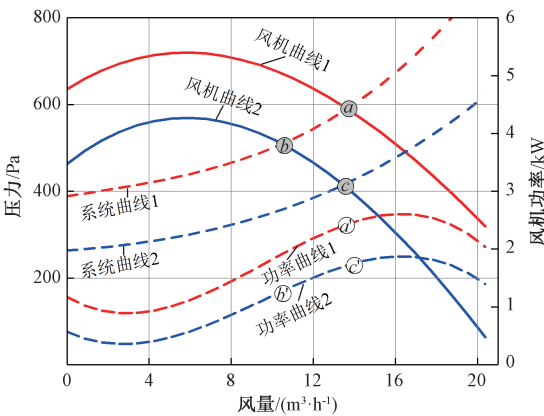


图 6 DSP 和 VSD 策略风机运行状态变化  
Figure 6 DSP and VSD strategy fan operating state changes

当采用 DSP 策略时,风机运行状态点由 *a* 点变为 *c* 点。而采用 VSD 策略时,风机转速降低,风机状态点先由 *a* 点变为 *b* 点,然后由于送风量的降低导致 VAV-boxes 的电动风阀开度变大、系统压力降低,风机运行状态点又由 *b* 点变为 *c* 点。风机功率曲线 1 上 *a'* 点与功率曲线 2 上 *c'* 点的差值为 DSP 和 VSD 策略的功耗削减量。当 VAV-boxes 风阀开度达到最大还不能满足送风量要求时,可能会导致送入房间的新风量低于设计量,影响用户热舒适度。

3.1.3 提高 SAT 策略和限制风阀开度策略

定风量和变风量系统均能利用提高 SAT 策略和限制风阀开度策略实现对峰荷的削减。对定风量系统而言,提高 SAT 节省了机械冷量,同时由于混合空气和供应空气之间的温差变小,风机



的需求冷量会低于冷冻水的供给冷量。采用限制冷阀开度策略时,由于缺乏供冷量,AHU 单元可能将无法控制送风温度。对比发现,提高 SAT 策略降低了 AHU 对供冷量的需求和送风机的耗电量,而限制冷阀开度则降低了冷量的需求和冷冻水泵的耗电量。对变风量系统而言,除非将变频风机的转速或定频风机开度锁定,否则提高 SAT 意味着送风量的增加,直到 VAV-boxes 处于风量不足状态时,才能实现冷负荷的削减。因此冷负荷的削减会有延时,且送风量的增加会增加风机能耗。采用限制冷阀开度策略时,除了会面临在定风量系统中存在的问题,还会面临与提高 SAT 策略相同的问题(增加风机的耗电量、冷负荷削减有延时)。而且由于送风量增加会使冷冻水回水温度升高,这会增加冷机的运行负荷。因此在采用提高 SAT 和限制冷阀开度 DR 策略前,需要优先锁定变频风机的频率或定频风机的风阀开度,防止送风量增加导致耗能增加。

3.2 冷源侧控制

当建筑 EMCS 无法实现对末端房间环境参数和 AHU 控制时,可通过冷源侧控制完成需求响应。相比部分末端房间控制策略具有一定延时性,冷源侧控制可实现快速的响应达到对需求的削减,但可能会造成 HVAC 系统紊乱等问题。

3.2.1 重设冷冻水水温 and 限制冷机需求策略

大多数冷机在相对较高的冷冻水出水温度时,制冷效率会提高。通过在 DR 时段提高冷冻水的供水温度,来提高制冷机组的制冷效率,能有效降低冷机实际运行功率。对于变流量和变风量系统,在实施该策略时应提前锁定变频风机和变频水泵的转速。对于定频风机,则应固定风阀的开度。这是因为如果不固定转速或阀的开度,虽然总的供冷量会减少,但当区域温度设定值不变时,冷冻水流量或送风量会增加,导致变频水泵和风机能耗的增加。由于大多数 HVAC 系统并没有采用重设冷冻水水温的优化策略,因此该策略具有提高能效和降低冷需求的潜力。

限制冷机需求策略是通过控制冷机的压缩机工况,实现对冷机电用负荷的削减。对压缩机运行工况的调节,定频冷机是通过提高冷冻水出水温度来实现,因此同样需要在实施该 DR 策略前锁定变频泵和变频风机转速。变频冷机或热泵机组是将压缩机与变速驱动控制的感应电机相连,根据 2 s 或 4 s 更新的 DLC 信号对电机轴速进行调整。戚勇等<sup>[21]</sup>通过模拟与实验研究了利用

调节变频热泵机组电机转速的 DR 策略。相比重设冷冻水水温策略,限制冷机需求策略更关注压缩机运行工况,若冷机正常运行时压缩机处于高负载的高效工况,实施该策略在降低负载的同时可能会降低冷机的运行效率。因此,限制冷机需求策略更适用于正常运行时由于负载较高导致效率相对较低的冷机或热泵。

3.2.2 减少冷机运行数量策略

减少冷机运行数量策略能快速地削减峰荷,但同时面临许多问题。例如,如何确定关闭和保留哪些冷机、冷机启停优化、冷冻水系统流量分配、需冷量的限定阈、末端区域温度不均等。Li 等<sup>[23]</sup>结合建筑和系统热惯性对关闭部分冷机策略进行了研究。在实际的 HVAC 系统采用关闭部分冷机策略时,还需要考虑冷机在 DR 事件下运行时的制冷效率,如果在正常工况下冷机运行效率较高,实施该策略可能会让冷机处于低效的工况运行,而且频繁的启停冷机可能会影响冷机的制冷性能和使用寿命。此外,冷机属于大功率设备,启停冷机均会对电网产生冲击。

3.3 考虑储能的需求响应策略

3.3.1 主动储能策略

区别于储能容量大、初投资大的常规冰、水蓄冷,用于服务需求响应的主动 CTES 可以是小规模主动储能系统(储能容量小、初投资小、储能方式丰富)。在 DR 事件发生之前利用 PCM 储能罐、冷热水储能罐、储能电池等进行储能;在 DR 时段,由储能系统提供 HVAC 系统运行所需的能量。储能系统储能容量的确定与需求响应事件的时间长短和建筑典型日冷热负荷有关。目前在此方面的相关工作有: Cui 等<sup>[24]</sup>利用相变材料(PCM)储能罐,对实施小规模主动储能的 DR 策略进行仿真研究,发现该策略可在短时间内显著降低电力需求(正常需求的 28.9%),在 DR 时段利用储能为 AHU 提供所需冷量时,PCM 存储的冷量只占每日冷负荷的 4.2%。由于储能增加了 HVAC 系统冷容量,DR 事件结束后的负荷反弹较小。此外,通过定量分析该策略全寿命周期成本,发现该策略节约了大量成本。Jones 等<sup>[25]</sup>利用光伏发电(PV)系统和储能电池在 DR 时段驱动热泵或风机,考虑用户热舒适前提下对储能策略进行了仿真研究。

3.3.2 被动 CTES 策略

一般的被动 CTES 策略是利用建筑本身热惯性,通过预冷建筑,在峰值负荷时段释放存储的冷

量,通过重设区域温度实现对峰值负荷的转移和削减。预冷建筑的方式包括:①调节室内区域温度设定值;②在夜间以自然通风或机械通风的方式预冷建筑。商业建筑的窗墙比较大,白天由太阳辐射造成的冷负荷较大,因此有研究通过利用集热窗<sup>[26]</sup>或采用相变材料的围护结构<sup>[27]</sup>,将峰值负荷时段的部分冷负荷转移到非峰值负荷时

段。Shan 等<sup>[28]</sup>利用多区域办公建筑本身的热惯性,在下班前一段时间有序关闭 HVAC 系统,利用建筑中存储的潜热控制室温在舒适范围内。

3.4 末端调控和冷源调控的对比分析

从空调末端到冷源侧的 HVAC 需求响应调控方式和从冷源侧到末端的 HVAC 需求响应调控方式的具体对比分析见表 2。

表 2 末端调控和冷源调控对比分析

Table 2 Comparative analysis of terminal regulation and cold source regulation		
特性	末端调控	冷源调控
热舒适度	注重末端需求,充分考虑用户舒适度要求。	注重整体需求,容易使部分房间末端损失热舒适度。
控制系统	DDC 能够实现对区域温度和风侧参数的控制,适用于自动化程度较高的用户。	DDC 能够实现对冷平台的调控,对自动化要求相对较低,半自动或手动的系统依然适用。
响应速度	通过调节末端参数削减房间供冷负荷需要一个过程,响应相对较慢。	直接削减了冷机负荷,能够实现快速的需求响应,适用于紧急事件下的需求响应项目。
对系统的影响	能根据末端房间的实际情况调控末端参数,对系统的稳定运行影响不大。	容易出现系统流量分配不均,造成末端房间参数控制不佳,对系统的影响相对较大。

4 HVAC 需求响应面临的问题

4.1 策略实施后负荷反弹

由于在实施 HVAC 的 DR 过程中,改变了原有的 HVAC 系统的运行工况,大多数的 HVAC 需求响应策略在 DR 实施开始和结束后均会出现负荷曲线的较大波动(例如图 5 的 GTA 策略),尤其是 DR 结束后的负荷反弹,不利于电网的稳定。Motegi 等<sup>[29]</sup>通过对不同需求响应策略研究,总结了 3 种规避负荷反弹的方法:①缓慢恢复需求响应策略更改的系统控制参数;②以一定时间间隔按顺序恢复关停的设备;③延长需求响应至下班时间。实际建筑中大多数 EMCS 均无法实现第 1、第 2 两种方法。对于办公建筑和零售建筑,由于下班或结束营业后建筑冷负荷会显著下降,可以结合被动 CTES 策略采用第 3 种方法。具体采用哪种方法规避负荷反弹取决于选择的 DR 策略和建筑的具体特征。相较于其他 DR 策略,主动 CTES 策略负荷反弹相对较小,这是由于主动储能装置起到了一定程度的缓冲作用,使得关闭或开启冷机的时间点在一定范围内变得可调节。

4.2 影响用户热舒适

HVAC 需求响应是正常工作状态的偏离,但其不应对室内人体热舒适造成大的影响。在电网峰值负荷时段实施 HVAC 需求响应策略时,由于设定参数的改变,可能影响用户热舒适度。采用提高送风温度策略时,可能会升高室内湿度;采用限制制

冷需求策略时,由于冷机供冷量减少,若 DR 时段较长,AHU 可能会失去对送风温度的控制,影响室内环境。这些问题均是未来发展 HVAC 需求响应需要解决的,由于需求响应事件通常较短,合理地采用 HVAC 需求响应策略能够避免对用户热舒适造成较大影响。Aghniaey 等<sup>[30]</sup>针对在 DR 事件期间采用 GTA 策略对用户热舒适的影响进行了综述,指出在夏季提高区域温度设定值会对用户的身心产生不利影响,甚至会影响用户对室内空气品质的感知,然而在一些情况下,较高的区域温度设定值却能改善用户的热舒适度。

4.3 潜力和效果的量化分析与评价

HVAC 需求响应潜力的定量化分析,决定了需求响应的深度:潜力高估容易使末端房间无法满足舒适性要求;低估造成需求响应实施效果不佳,运行成本增加。由于空调系统可削减电耗量、响应时长都与室外环境、建筑状况、空调系统运行工况以及用能情况等多种因素有关,建立这些因素和 DR 潜力预测量的关系,提高潜力预测的可靠度是 HVAC 需求响应需要解决的问题。

HVAC 需求响应项目实施效果的量化评价指标主要包括实际中需求响应项目的最大调峰量和 DR 策略对用户热舒适的影响。然而,HVAC 需求响应是在偏离正常运行工况的特殊工况下运行的,HVAC 系统各部件的动态特性可能有很大不同。DR 工况下,风机、空气处理机组、冷冻水泵、冷机或热泵等组件运行效率的变化以及对设备寿命的影响,同样需要考虑。

5 结论

HVAC 需求响应项目的实施,一方面能为电网提供错峰服务、节省成本以及提高电网运行效率;另一方面,能通过激励和引导用户电力消费模式为用户创造经济收益。利用建筑能源管理系统,调控 HVAC 负荷参与需求响应可实现灵活用能。本文主要从 HVAC 需求响应潜力预测、响应策略制定与实施以及存在的问题 3 个方面完成对商业建筑 HVAC 需求响应的综述,为未来设计和实施 HVAC 需求响应项目提供一些构想与建议。

(1)利用 HVAC 系统在需求响应时段完成对空调负荷的削减或转移时,需要考虑对建筑用户热舒适度的影响。不同建筑 PMV 模型中的各参数取值是不同的,用户可接受温控范围也不同。因此需要因地制宜地结合不同建筑类型用户热舒适度的需求,采用适合的 DR 策略完成对峰值负荷的削减或转移。

(2)对比实施 HVAC 需求响应前后用户热舒适的变化,对于一些实施 DR 后用户热舒适度反而提高的 DR 项目,可考虑在日常系统运行时采用该策略来降低能耗。而对用户热舒适度有影响的项目,应对其 HVAC 需求响应策略进行调整,并在合理的监控下实施。对不同建筑类型和 HVAC 系统类型,在实施 DR 后对用户热舒适影响的情况应进行分类分析,这有助于进一步完善相关设计规范。

(3)服务于需求响应的小规模主动储能系统,储能容量小且易于实施。在 DR 时段可增加 HVAC 系统的灵活性和增加峰荷的削减量。在日常运行中,则可作为缓冲装置提高 HVAC 系统运行的可靠性,也可利用昼夜电价差及夜间冷机冷却效率高的特点,将部分空调负荷转移至夜晚。此外,结合 GTA、SAT、被动储能等策略优化主动储能策略能有效解决 DR 事件结束后的负荷反弹问题。

(4)实施 HVAC 需求响应项目时,需要对参与用户的 HVAC 系统特点、可采用的 HVAC 需求响应策略以及不同策略可调度的最大空调负荷进行量化评估。对于拥有较大可调度空调负荷的参与用户,可以提供 DR 辅助服务,例如:优化其 HVAC 系统的需求响应策略,提高其需求响应能力。

参考文献:

[1] 中国电力企业联合会. 2018—2019 年度全国电力供需形势分析预测报告[R].北京:中国电力企业联合

会, 2019.  
[2] U. S. Department of Energy. Benefits of demand response in electricity markets and recommendations for achieving them [R]. Washington D C: U. S. Department of Energy, 2006.  
[3] 章健, 张玉晓, 熊壮壮, 等. 计及 DR 的新能源配电网电压无功协调优化[J]. 郑州大学学报(工学版), 2020, 41(2): 61-66.  
[4] 王蓓蓓, 朱峰, 嵇文路, 等. 中央空调降负荷潜力建模及影响因素分析[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(19): 44-52.  
[5] SHAN K, WANG S W, YAN C C, et al. Building demand response and control methods for smart grids: a review[J]. Science and technology for the built environment, 2016, 22(6): 692-704.  
[6] HAN J Q, PIETTE M A. Solutions for summer electric power shortages: demand response and its applications in air conditioning and refrigerating systems [J]. Refrigeration air conditioning & electric power machinery, 2008, 29(1): 1-4.  
[7] MA K, YUAN C L, YANG J, et al. Switched control strategies of aggregated commercial HVAC systems for demand response in smart grids[J]. Energies, 2017, 10(7): 953-959.  
[8] LU N. An evaluation of the HVAC load potential for providing load balancing service[J]. IEEE transactions on smart grid, 2012, 3(3): 1263-1270.  
[9] TANG R, WANG S W. Model predictive control for thermal energy storage and thermal comfort optimization of building demand response in smart grids[J]. Applied energy, 2019, 242: 873-882.  
[10] BIANCHINI G, CASINI M, PEPE D, et al. An integrated model predictive control approach for optimal HVAC and energy storage operation in large-scale buildings[J]. Applied energy, 2019, 240: 327-340.  
[11] SHAN K, WANG S W, TANG R. Direct chiller power limiting for peak demand limiting control in buildings: methodology and on-site validation[J]. Automation in construction, 2018, 85: 333-343.  
[12] GAO D C, SUN Y J. A GA-based coordinated demand response control for building group level peak demand limiting with benefits to grid power balance[J]. Energy and buildings, 2016, 110: 31-40.  
[13] YIN R X, KARA E C, LI Y P, et al. Quantifying flexibility of commercial and residential loads for demand response using setpoint changes[J]. Applied energy, 2016, 177: 149-164.  
[14] NARAMURA T, MORIKAWA J, NINAGAWA C. Prediction model on room temperature side effect due to FastADR aggregation for a cluster of building air-conditioning facilities [J]. Electrical engineering in Japan, 2017, 199(3): 17-25.  
[15] POMBEIRO H, MACHADO M J, SILVA C. Dynamic programming and genetic algorithms to control a HVAC system: maximizing thermal comfort and minimizing

- cost with PV production and storage[J]. Sustainable cities and society, 2017, 34: 228–238.
- [16] JINDAL A, KUMAR N, RODRIGUES J J P C. A heuristic-based smart HVAC energy management scheme for university buildings [J]. IEEE transactions on industrial informatics, 2018, 14(11): 5074–5086.
- [17] WANG Z Y, WANG Y R, ZENG R C, et al. Random forest based hourly building energy prediction [J]. Energy and buildings, 2018, 171: 11–25.
- [18] SMARRA F, JAIN A, DE RUBEIS T, et al. Data-driven model predictive control using random forests for building energy optimization and climate control [J]. Applied energy, 2018, 226: 1252–1272.
- [19] WANG Z, PARKINSON T, LI P X, et al. The squeaky wheel: machine learning for anomaly detection in subjective thermal comfort votes [J]. Building and environment, 2019, 151: 219–227.
- [20] VAZQUEZ-CANTELI J R, NAGY Z. Reinforcement learning for demand response: a review of algorithms and modeling techniques [J]. Applied energy, 2019, 235: 1072–1089.
- [21] LU R Z, HONG S H. Incentive-based demand response for smart grid with reinforcement learning and deep neural network [J]. Applied energy, 2019, 236: 937–949.
- [22] 戚野白, 王丹, 贾宏杰, 等. 基于局部终端温度调节的中央空调需求响应控制策略 [J]. 电力系统自动化, 2015, 39(17): 82–88.
- [23] LI W L, CHU Y Y, XU P, et al. A transient model for the thermal inertia of chilled-water systems during demand response [J]. Energy and buildings, 2017, 150: 383–395.
- [24] CUI B R, GAO D C, XIAO F, et al. Model-based optimal design of active cool thermal energy storage for maximal life-cycle cost saving from demand management in commercial buildings [J]. Applied energy, 2017, 201: 382–396.
- [25] JONES C B, CARTER C. Trusted interconnections between a centralized controller and commercial building HVAC systems for reliable demand response [J]. IEEE access, 2017, 5: 11063–11073.
- [26] VERBEKE S, AUDENAERT A. Thermal inertia in buildings: a review of impacts across climate and building use [J]. Renewable and sustainable energy reviews, 2018, 82: 2300–2318.
- [27] ZHU N, WANG S W, XU X H, et al. A simplified dynamic model of building structures integrated with shaped-stabilized phase change materials [J]. International journal of thermal sciences, 2010, 49(9): 1722–1731.
- [28] SHAN K, WANG J Y, HU M, et al. A model-based control strategy to recover cooling energy from thermal mass in commercial buildings [J]. Energy, 2019, 172: 958–967.
- [29] MOTEGI N, PIETTE M A, WATSON D S, et al. Introduction to commercial building control strategies and techniques for demand response-appendices [R]. Oak Ridge, TN: Office of Scientific and Technical Information (OSTI), 2007.
- [30] AGHNIAEY S, LAWRENCE T M. The impact of increased cooling setpoint temperature during demand response events on occupant thermal comfort in commercial buildings: a review [J]. Energy and buildings, 2018, 173: 19–27.

## HVAC Demand Response in Commercial Buildings: A Review

MENG Qinglong<sup>1</sup>, WANG Wenqiang<sup>1,2</sup>, LI Weilin<sup>3</sup>, XIONG Chengyan<sup>1</sup>, LI Yang<sup>1</sup>, REN Xiaoxiao<sup>1</sup>

(1.School of Civil Engineering, Chang'an University, Xi'an 710061, China; 2.China Qiyuan Engineering Corporation, Xi'an 710018, China; 3.School of Civil Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of air conditioning system participating in power grid demand response, the demand response (DR) of multi energy interaction in building power grid is comprehensively studied and analyzed from the perspective of HVAC system characteristics. The definition and classification of HVAC demand response are summarized, and the methods of using model predictive control (MPC) algorithm, genetic algorithm (GA) and other algorithms to predict the potential of HVAC demand response are discussed. The principles and applicability of DR strategies such as resetting regional temperature, increasing air supply temperature, resetting chilled water temperature and so on are summarized and analyzed. The analysis shows that for DR projects where the user's thermal comfort is improved after the implementation of DR, this strategy can be considered to reduce energy consumption during daily system operation, and the combination of active energy storage strategy and conventional DR strategy can effectively solve the load rebound problem of DR events. Therefore auxiliary services should be considered for those users with large adjustable air-conditioning load.

**Key words:** HVAC; demand response; building to grid; potential prediction; response strategy