

面向多类型空调负荷的灵活聚合与协同调峰优化控制策略

俞乾, 刘学, 周昊, 万程, 周涛, 王颖

(国网湖南省电力有限公司节能管理分公司, 湖南长沙 410004)

摘要: 提出了一种面向多类型空调负荷的灵活聚合与协同调峰优化控制策略。首先, 从基础物理模型入手, 建立了多类空调的基本模型。接着, 结合调峰需求, 建立了多种控制方式下空调负荷的动态聚合模型, 并设定了各类约束条件。随后, 综合考虑日内和实时两个阶段, 建立了多时间尺度调峰优化模型, 并利用模型预测控制方法解决了可能存在的各类不确定性因素, 最终得到了多类型空调参与的协同调峰优化控制策略。最后, 基于改进的三机九节点系统进行仿真, 验证了所提方法的有效性。

关键词: 空调负荷; 调峰辅助服务; 模型预测控制; 聚合模型; 优化控制

中图分类号: TP273; TP18; TM73

文献标志码: A

文章编号: 1003-7241(2025)12-0044-08

Flexible aggregation and collaborative peak-shaving optimization control strategy for diverse categories of air conditioning loads

YU Qian, LIU Xue, ZHOU Hao, WAN Cheng, ZHOU Tao, WANG Ying

(Energy Saving Management Branch of State Grid Hunan Electric Power Co., Ltd., Changsha 410004, China)

Abstract: This paper presents a flexible aggregation and collaborative peak-shaving optimization control strategy tailored for diverse categories of air conditioning loads. Commencing with foundational physical models, it delineates the fundamental models for various types of air conditioners. Subsequently, integrating the imperatives of peak load regulation, it formulates a dynamic aggregation model for air conditioning loads under diverse control methodologies, whilst delineating each requisite constraint. The optimization model for peak shaving across intraday and real-time stages is meticulously examined, employing the model predictive control method to address potential uncertainties comprehensively. Ultimately, a collaborative peak-shaving optimization control strategy encompassing a multitude of air conditioner types is derived. The efficacy of the proposed method in participating in peak shaving services is corroborated through simulations conducted on an enhanced three-machine nine-node system.

Keywords: air conditioning load; peak shaving auxiliary service; model predictive control; aggregation model; optimization control

0 引言

目前, 大规模开发和利用新能源已成为全球推动能源转型和保障能源安全^[1]的主要选择。然而, 新能源的利用方式存在集中管理和控制的困难, 给调峰等辅助服务带来挑战, 对电网的安全构成威胁^[2-3]。解决这些问题需提高电网对新能源的消纳和稳定运行能力。近年来, 研究者开始注重从空调等需求侧响应负荷资源入手, 以提高其参与电网调节的潜力^[4]。其中, 将用户资源灵活聚合协同参与电网削峰填谷, 有效管理高峰时段的负荷是重要手段^[5]。

与发电侧相比, 需求侧响应负荷资源控制成本更低、响应速度更快。在各种需求响应负荷资源中, 空调占很大比例。在我国, 建筑能耗占总能耗的很大一部分(比重为45.5%)^[6]。其中, 几乎一半的能耗是由供暖、通风和空调负荷引起, 具有巨大的响应潜力^[7]。尽管单台空调功率较小, 但通过有效控制和合理聚合, 多台空调的集成能为电网提供多种辅助服务, 成为重要的需求侧响应资源^[8-9]。

其经济、环保效益较好, 易于控制。因此, 空调负荷的聚合具有广阔的应用前景。

现有文献中已存在许多关于空调负荷的聚合建模研究。例如, 文献[10]考虑了多重因素, 建立了定频空调聚合响应潜力评估模型。文献[11]则采用马尔可夫链方法描述了空调群体的温度演化过程, 并使用卡尔曼滤波对状态矩阵进行估计。然而, 这些方法计算量大, 并可能导致不收敛的情况。文献[12]提出了一种简单且可转移的聚合模型, 但其无法准确描述聚合总量的动态演化过程。此外, 文献[13]构建了各种变频空调的需求曲线, 实现了空调集群舒适度的一致性控制。总体来看, 现有文献在聚合建模时较少考虑到多类型空调负荷共同参与的因素, 并且存在不同的调控方式, 其应用存在一定局限性。

在空调负荷集群协同参与调峰方面, 文献[14]构建了空调负荷总量参与电网调峰的分级控制架构, 并验证了以较少的经济支出有效地缓解峰谷差的负担。文献[15]引入了可调容量曲线的概念, 设计了两阶段自适应鲁棒优化方案和实时分散控制策略。然而, 这些复杂的建模和求解方法在实践中难以实现。文献[16]和文献[17]分别采

* 基金项目: 国网湖南省电力公司科技项目(B216AS 20007)

收稿日期: 2024-04-12

用虚拟储能群组削峰策略和考虑负载增量成本的基于主从一致性的分散式多智能体协同控制策略,但其对通信和参数收敛性的要求极高。文献[18]提出了一种基于优先级的控制策略,但未考虑空调负荷的多样性,导致协同优化控制受到影响。综上所述,现有研究主要集中于减少峰谷差和解决经济问题,但对空调负荷聚合对电网运行造成的不确定性影响和实时阶段的优化运行研究较少。

基于以上研究和不足,本文首先建立了多类空调的基本模型,考虑了基础物理模型。接着,建立多种控制方式下空调负荷的动态聚合模型,并设定了相应约束条件。然后,综合考虑日内和实时阶段的调峰优化模型,并基于模型预测控制(model predictive control, MPC)方法来解决存在的不确定性因素。最后,基于改进的三机九节点系统进行仿真验证了本文所提方法参与调峰服务的有效性。

1 多类型空调负荷建模

1.1 基础物理模型

对于单一空调负载,最基本的物理模型为热力学等效参数模型(equivalent thermal parameters, ETP),其能够根据需求选择高阶或低阶模型,相对于冷(热)负荷计算模型更加灵活,且适用于工商业场景下的负荷建模。鉴于二阶及三阶的ETP模型虽精确地考虑了固体热容等因素,但整体复杂且计算难度大,且在本文后续的研究中要对大规模的空调负荷调控,所以从计算简单且有效的角度考虑^[19],在后续建模和仿真中采用空调的一阶ETP模型。

一阶的ETP模型通常采用形如下式的常微分方程来表述室温的动态变化过程为

$$C \frac{dT_i(t)}{dt} = \frac{1}{R} [T_o(t) - T_i(t)] - Q(t) \quad (1)$$

式中, C 为房间的等效热容, F ; $T_i(t)$ 为 t 时刻室内温度, $^{\circ}C$; $T_o(t)$ 为 t 时刻室外温度, $^{\circ}C$; R 为房间的等效热阻, Ω ; $Q(t)$ 为 t 时刻空调的制冷量, kW 。

假定室外温度在步长 t 内没有变化,则将上述微分方程离散化,可得到室温与空调制冷量的关系如下—阶动态方程为

$$T_i(t+1) = T_o(t+1) - \eta\tau(t)P_r R - [T_o(t) - \eta\tau(t)P_r R - T_i(t)] \cdot e^{-\frac{\Delta t}{RC}} \quad (2)$$

式中, η 为空调负荷能效比; τ 为空调开关状态, $\tau = 1$ 表示开启, $\tau = 0$ 表示关闭; P_r 为空调负荷的额定功率,单位为 kW 。

ETP模型简单地描述了室温的时变过程,降低了测量的难度,为空调负荷的大规模聚合奠定了理论基础。

1.2 空调负荷模型

现有大多空调负荷已从传统的定频型发展为变频型,而变频空调负荷在控制策略和建模方法上和定频型存在显著差异。

1) 定频空调负荷

定频空调只有额定功率和零功率两种运行状态,因此空调所属建筑物的室内温度在一定范围内周期性变化,公式为

$$P_{ACL}(t) = P_r \tau(t) \quad (3)$$

式中, P_{ACL} 为空调的实际功率。

而且,定频空调的制冷量与电功率之间存在着比例关系,其转换过程依赖于恒定的能效比。

$$Q(t) = P_{ACL}(t) \eta \lambda(t) \quad (4)$$

式中, $\lambda(t)$ 为空调的运转工作模式, $\lambda = 1$ 表示制冷, $\lambda = -1$ 表示制热。

结合式(1),其动态模型可表示为

$$C \frac{dT_i(t)}{dt} = \frac{1}{R} [T_o(t) - T_i(t)] - \eta \lambda(t) \tau(t) P_r \quad (5)$$

2) 变频空调负荷

对于变频空调负荷而言,其转速会随着室内温度的变化而调整。而且,随着压缩机工作频率的上升,空调的制冷量和功率也随之增大,二者与压缩机工作频率呈线性关系,公式为

$$P_{ACL}(t) = k_1 f_{ACL}(t) + k_2 \quad (6)$$

$$Q(t) = k_3 f_{ACL}(t) + k_4 \quad (7)$$

式中, $f_{ACL}(t)$ 为变频空调 t 时刻的工作频率; $k_i (i = 1, 2, \dots)$ 为常系数。

变频空调的能效比也不是常数,其功率和制冷量的关系为

$$Q(t) = \frac{k_3}{k_1} P_{ACL}(t) + \frac{k_1 k_4 - k_3 k_2}{k_1} \quad (8)$$

其动态模型可被表示为

$$C \frac{dT_i(t)}{dt} = \frac{1}{R} [T_o(t) - T_i(t)] - k_3 f_{ACL}(t) - k_4 \quad (9)$$

2 多种控制方式下空调负荷的动态聚合模型

2.1 空调负荷参与调峰的多种控制方式

在电力市场中,负荷聚合商与用户达成协议,控制获得的空调负荷资源参与需求侧响应,而调峰的响应时间要求小于 10 min ,响应持续时间至少为 30 min ^[20],主要包括以下三种控制形式。

1) 开关控制

开关控制方法在大部分情况用于电网供需平衡压力较大的情况如电力高峰时期,智能控制空调负荷的开关状态以此实现对目标功率的跟踪,其可调容量较大,响应较快。基于空调负荷的基本模型,其聚合模型为

$$P_{ACL}(t) = \frac{\theta n \rho |T_o(t) - T_{set}(t)|}{R \eta(t)} \quad (10)$$

式中, $P_{ACL}(t)$ 为在 t 时段该方式下集群可利用的空调负荷聚合容量; n 为该控制方式下空调负荷的总用户数; θ 为集群内参加该方式下调峰的用户比例; ρ 为使用空调的

比例; $\overline{T_o(t)}$ 为 t 时段室外平均温度; $\overline{T_{set}(t)}$ 为用户设置的平均温度; $\eta(t)$ 为 t 时段该集群的空调能效系数; R 为房间热阻。

2) 温度控制

为满足电网调峰目标,如果所有空调设备同时进行调温,全部恢复初始状态,势必造成空调负荷群聚合功率的振荡,很可能出现新的功率波峰和波谷,由此需要通过改变温度设定值来实现对空调负载的控制,其聚合模型为

$$P_{ACL}(t) = \frac{\theta n \rho \Delta T}{R \eta(t)} \quad (11)$$

式中, ΔT 为因天气炎热或寒冷调节的温度。

3) 概率类控制

通过迁移概率的方式实现对空调的控制,即以手机短信、互联网等方式建议用户关闭空调或调节温度,得到实际响应概率。该方式下的用户通过接收通知参与需求侧响应,负荷聚合商一般会建议该用户关闭空调或调节温度以此参与调峰。其聚合模型为

$$P_{ACL}(t) = \frac{\theta n \rho_k (u_1 | T_o(t) - T_{set}(t) | + \Delta T u_2)}{R \eta(t)} \quad (12)$$

式中, u_1 、 u_2 分别为在 t 时刻需要关闭空调和调节温度的用户比例。

2.2 动态聚合模型建立

各种类型的空调负荷(包括不同模型和多种控制方法)都具有不同的舒适度范围。因此,在聚合商等对空调聚合集群调控时,需要将各类限制条件纳入考虑,但这不利于实现集群的统一控制。因此,有必要对空调温度进行标准化处理。其归一化室内温度不妨定义为

$$m_i = \frac{T_{i,i} - T_{min,i}}{T_{max,i} - T_{min,i}} \quad (13)$$

式中,空调负荷 i 的室内温度 $T_{i,i} \in [T_{min,i}, T_{max,i}]$; 归一化室温 $m_i \in [0, 1]$ 。

为了求取调峰控制周期内空调负载的含动态特征的模型,假设在相应的时间尺度内,空调负载保持持续稳定的功率运行,通过结合式(2)和式(13)可得动态功率和归一化室温之间的关系为

$$P_{ACL,i}(t) = a_i m_i(t+1) + b_i m_i(t) + c_i \quad (14)$$

式中, a_i 、 b_i 、 c_i 为系数,均与室外温度和不同空调参数相关。

考虑集群内部空调数目 N 极大,且各空调负荷独立运行,根据 Chebyshev 定律, N 个空调负荷的聚合功率可描述为

$$P_{ag}(t) = \sum_{i=1}^N (P_{ACL,i}(t) \rho_i) \quad (15)$$

式中, ρ_i 表示第 i 个空调负荷的开关概率, P_{ag} 表示聚合功率。

基于此,集群内空调负荷参数无论是相同或是相异,其聚合功率均可以进一步表示为

$$\tilde{P}_{ag}(t) = \gamma P_{ag,1}(t) + (1-\gamma) P_{ag,2}(t), \gamma \in [0, 1] \quad (16)$$

式中, γ 为常系数, $\tilde{P}_{ag}(t)$ 表示估计后的聚合功率; $P_{ag,1}(t) =$

$NE\left(\frac{1}{\eta R}\right) (T_o(t) - E(T_{set}(t)) + \frac{1}{2}E(\delta))$, 其中, δ 为空调负荷的温度死区大小。 $E(\cdot)$ 为变量 \cdot 的期望值。

$$P_{ag,2}(t) = NE\left(\frac{1}{\eta R}\right) (T_o(t) - E(T_{set}(t)) - \frac{1}{2}E(\delta))$$

由此,可利用 K-means 等聚类算法较为简便地获取当前时刻多种控制方式下空调负荷集群动态聚合模型。空调负荷聚合调控整体架构如图 1 所示。

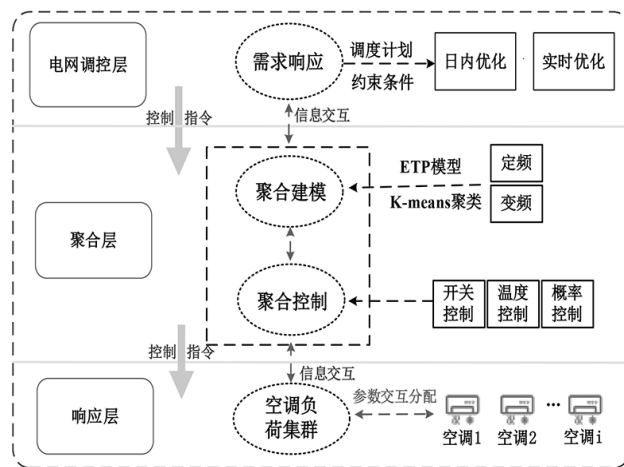


图 1 空调负荷聚合调控整体架构

2.3 约束条件

为了在下文利用搭建好的动态聚合模型,需要对各类约束条件梳理^[21]。

1) 功率平衡约束

$$\sum_{i=1}^{N_G} P_{G,i}(t) + \sum_{j=1}^{N_W} P_{wind,j}(t) + \sum_{g=1}^{N_{IAC}} \Delta P_{ACL,g}(t) = \sum_{k=1}^{N_R} P_{load,k}(t) \quad (17)$$

式中, $P_{G,i}(t)$ 为 t 时段传统机组 i 的有功出力; $P_{wind,j}(t)$ 为 t 时段风机 j 的有功出力; $\Delta P_{ACL,g}(t)$ 为 t 时段空调集群 g 参与调峰 j 的有功出力; $P_{load,k}(t)$ 为 t 时段负荷 k 的实际用电量。

2) 出力约束

$$0 \leq \Delta P_{ACL,g}(t) \leq P_{ACL,g} \leq P_{ACL,g}^{\max} \quad (18)$$

式中, $P_{ACL,g}^{\max}$ 为空调负荷集群额定最大功率。

$$\begin{cases} P_{G,i}^{\min} \leq P_{G,i}(t) \leq P_{G,i}^{\max} \\ 0 \leq P_{wind,j}(t) \leq P_{wind,j}^{\max} \\ 0 \leq P_{pv,j}(t) \leq P_{pv,j}^{\max} \\ P_{bess,m}^{\min}(t) \leq P_{bess,m}(t) \leq P_{bess,m}^{\max}(t) \end{cases} \quad (19)$$

式中, $P_{G,i}^{\min}$ 、 $P_{G,i}^{\max}$ 分别为传统机组有功出力上下限; $P_{wind,j}^{\max}$ 和 $P_{wind,j}(t)$ 分别为 t 时段的最大可用风电出力和实际风电出力值; $P_{pv,j}^{\max}(t)$ 和 $P_{pv,j}(t)$ 分别为 t 时段的最大可用风电出力和实际风电出力值; $P_{bess,m}^{\min}(t)$ 和 $P_{bess,m}^{\max}(t)$ 分别为 t 时段的储能出力 $P_{bess,m}(t)$ 的上下限,单位为 MW。

3) 储能荷电状态约束

$$\begin{cases} S_{\text{SOC}}^{\min} \leq S_{\text{SOC}}(t) \leq S_{\text{SOC}}^{\max} \\ E_{\text{bess}}(t) = (1 - \sigma)E_{\text{bess}}(t-1) + \eta_{\text{ch}}P_{\text{bess, ch}}(t) - \eta_{\text{dis}}P_{\text{bess, dis}}(t) \end{cases} \quad (20)$$

式中, S_{SOC}^{\min} 和 S_{SOC}^{\max} 分别为储能荷电状态 S_{SOC} 的上下限; $P_{\text{bess, ch}}(t)$ 和 $P_{\text{bess, dis}}(t)$ 分别为 t 时段的储能充放电功率; σ 为自放电系数; $E_{\text{bess}}(t)$ 为 t 时段的储能充放电功率; η_{ch} 和 η_{dis} 分别储能设备充、放电效率。

4) 机组爬坡约束

$$\begin{cases} \lambda_{G,i,t}P_{G,i,t} - \lambda_{G,i,t-1}P_{G,i,t-1} \leq R_i^{\text{up}} \\ \lambda_{G,i,t-1}P_{G,i,t-1} - \lambda_{G,i,t}P_{G,i,t} \leq R_i^{\text{down}} \end{cases} \quad (21)$$

式中, $\lambda_{G,i,t}$ 、 $\lambda_{G,i,t-1}$ 各自为常规机组 i 在 t 和 $t-1$ 时刻开启或停止状态; R_i^{up} 、 R_i^{down} 为常规机组 i 单位时间内出力的上升或下降速率。

5) 机组启停时间约束

$$\begin{cases} \sum_{s=t-T_U}^{t-1} \lambda_{G,i,s} \geq (\lambda_{G,i,t-1} - \lambda_{G,i,t})T_{G,i,U} \\ \sum_{s=t-T_D}^{t-1} (1 - \lambda_{G,i,s}) \geq (\lambda_{G,i,t} - \lambda_{G,i,t-1})T_{G,i,D} \end{cases} \quad (22)$$

式中, $T_{G,i,U}$ 、 $T_{G,i,D}$ 为常规机组 i 的最小连续启停时间, 单位为 s。

6) 空调负荷的聚合动态模型约束

$$\sum P_{\text{ACL}}(t) = \sum (a_i m_i(t+1) + b_i m_i(t) + c_i) \quad (23)$$

式中, $\sum P_{\text{ACL}}(t)$ 表示整个空调集群的总功率。

$$\begin{cases} T_{\min,i} \leq T_{i,i} \leq T_{\max,i} \\ 0 \leq m_i(t) \leq 1, \forall t \in [k^*, k^* + N_p - 1] \end{cases} \quad (24)$$

式中, k^* 表示 MPC 控制器当前的控制周期, N_p 表示预测时域。

3 基于 MPC 的协同调峰优化控制策略

在本文中,为了将研究聚焦于聚合空调参与协同调峰优化控制策略的验证,且日前和日内的总优化模型类似,区别仅仅在于其预测的准确性,为了简化策略的架构,本文假设日前电价的预测价格已经完成。

3.1 日内优化模型

日内优化是基于确定的出清价格,以经济性最优为其目标函数。

$$F = \sum_{t=1}^T [C_G(t) + C_{\text{IAC}}(t) + C_w(t) + C_p] \quad (25)$$

式中, $C_G(t)$ 为 t 时段的发电成本; $C_{\text{IAC}}(t)$ 为 t 时段的空调负荷运行成本; $C_w(t)$ 为 t 时段的弃风成本; C_p 为用户的补贴成本。

其中,各项系数的详细定义如下。

1) 机组发电成本

$$C_G(t) = c_{G,i}P_{G,i}(t) \quad (26)$$

式中, $c_{G,i}$ 为传统机组 i 的单位调峰边际发电成本, 单位为

元/kWh; $P_{G,i}(t)$ 为 t 时段机组 i 的有功出力。

2) 空调负荷运行成本

$$C_{\text{ACL}}(t) = \beta_1 P_{\text{ag}}(t) + \tau(t)(1 - \tau(t-1))\beta_2 - \beta_3 P_{\text{other}}(t) \quad (27)$$

式中, β_1 为空调负荷或储能单元的单位功率运行成本, 单位为元/kWh; β_2 为空调负荷开关状态切换的代价系数, 单位为元/次; β_3 为提供其他辅助服务的空调负荷或储能单元单位容量收益, 单位为元/kWh; $P_{\text{other}}(t)$ 为聚合集群内可参与调峰之外辅助服务的空调负荷有功出力。

3) 弃风成本

$$C_w(t) = c_w(P_{\text{wind}}^{\max}(t) - P_{\text{wind}}(t)) \quad (28)$$

式中, c_w 为风电机组弃风的单位容量成本, 单位为元/kWh; P_{wind}^{\max} 和 P_{wind} 分别为 t 时段的最大可用风电出力和实际风电出力值。

4) 补贴成本

$$C_p = \frac{n\theta}{T}c_p \quad (29)$$

式中, c_p 为 T 时段内空调负荷用户的补贴, 单位可选为元/d。

日内优化模型的约束条件为式(17)~(22)。

3.2 基于 MPC 的实时优化控制策略

由于聚合后集群的实际发电量是在实时运行过程中动态调整的,很可能由于其他分布式功率波动、负荷功率随机变化、电价存在不确定性等而与预测值产生偏差。因此,根据其可调容量的比例将功率偏差分配给每个集群单元。但与大多数分布式资源集群不同的是,空调负荷集群自身无法持续产生并调节一定大小的功率,仅能通过影响用户体验(如通过改变室温等)来提供功率调节。因此,本节介绍一种实时控制策略,利用 MPC 类方法来调整功率,同时确保满足系统调峰需求,而不影响用户对空调负载的舒适度偏好等约束。

模型预测控制(MPC)是一种可处理不确定性扰动的控制方案^[22],其中模型用于预测系统在有限时域上的未来行为。基于这些预测和系统的当前测量与估计状态,计算出相对于定义的控制目标和受系统约束的最佳控制输入。在一定的时间间隔后,测量、估计和计算过程以移动的时域重复进行。图2展示了实时优化控制策略的基本框架和原理。MPC 将系统的当前状态作为输入,并模拟时间 k 到 $k+p$ 的控制输入的可能性。从不同的可能性中, MPC 优化求解器选择最佳输入系列,以最小化成本函数。从这一系列预测的控制输入中, MPC 仅实现第一个输入,并在时间 $k+1$ 处重复循环。

选取集群与系统联络线交换功率 $P_{\text{grid}}(k)$, 归一化温度 $m_i(k)$, 储能单元充放电功率 $P_{\text{bess}}(k)$, 储能系统荷电状态 $S_{\text{SOC}}(k)$, 空调负荷的聚合功率 $P_{\text{ag}}(k)$ 为状态变量 $x[k]$ 的元素,计算公式为

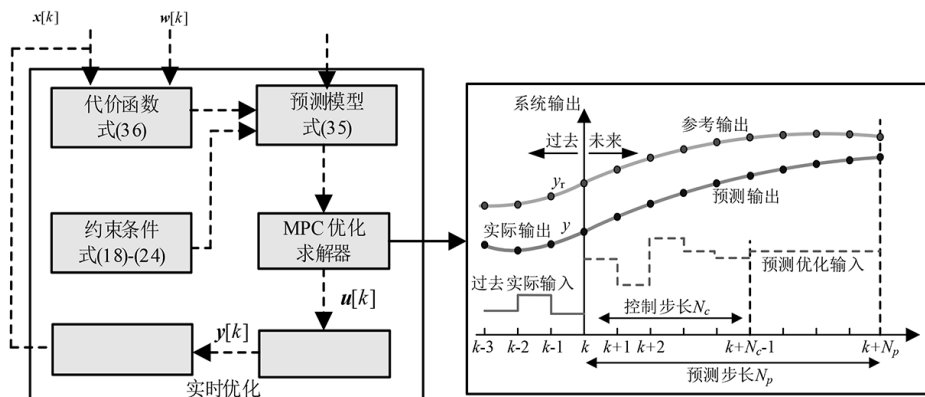


图 2 实时优化控制策略原理图

$$x[k] = [P_{grid}(k), m_i(k), P_{bess}(k), S_{SOC}(k), P_{ag}(k)]^T \quad (30)$$

选取储能、空调聚合单元出力增量 $\Delta P_{bess}(k)$, $\Delta P_{ag}(k)$, 为控制变量 $u[k]$ 的元素, 计算公式为

$$u[k] = [\Delta P_{bess}(k), \Delta P_{ag}(k)]^T \quad (31)$$

选取光伏、风机、负荷日内超短期预测增量 $\Delta P_{pv}(k)$, $\Delta P_{wind}(k)$, $\Delta P_{load}(k)$ 以及室外温度变化量 $\Delta T_o(k)$ 为扰动变量 $w[k]$ 的元素, 计算公式为

$$w[k] = [\Delta P_{pv}(k), \Delta P_{wind}(k), \Delta P_{load}(k), \Delta T_o(k)]^T \quad (32)$$

进一步, 结合前文推导的空调负荷模型、聚合动态模型等, 根据各变量之间的关系, 可以进一步得到离散化的实时优化控制模型如下。

$$x[k+1] = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -b_i \Delta t / a_i & 0 & 0 & \Delta t / a_i \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -\frac{\Delta t}{E_{bess}} & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} x[k] + \begin{bmatrix} -1 & -1 \\ 0 & 0 \\ 1 & 0 \\ -\frac{\Delta t}{E_{bess}} & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} u[k] + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{1}{\eta R} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & 1 & 0 \end{bmatrix} w[k] \quad (33)$$

实时优化控制的跟踪目标为联络线有功功率计划值和日内储能荷电状态优化值, 同时为了降低空调负载带来的成本, 减少开关次数, 设计目标函数为

$$\min J = (Y_1 - Y_{1,ref})^T R (Y_1 - Y_{1,ref}) + Y_2 Q \quad (34)$$

其中,

$$Y_1 = [S_{soc}(k+i|k), P_{grid}(k+i|k)]^T, i = 1, 2, \dots, N_p \quad (35)$$

$$Y_2 = [P_{ag}(k+i|k), P_{grid}(k+i|k)]^T, i = 1, 2, \dots, N_p \quad (36)$$

式中, $Y_{1,ref}$ 为 Y_1 计划值组成的矩阵; R 为误差参数的权重矩阵, Q 为与实时电价和空调收益函数相关的实时调

节价格(成本)矩阵为

$$R = \text{diag}(w_{soc}(k), w_{grid}(k), \dots, w_{soc}(k + N_p \Delta k), w_{grid}(k + N_p \Delta k)) \quad (37)$$

$$Q = [w_{ag}(k), \rho_{grid}(k), \dots, w_{ag}(k + N_p \Delta k), \rho_{grid}(k + N_p \Delta k)] \quad (38)$$

式中, $w_{soc}(k)$, $w_{grid}(k)$ 均为跟踪权重系数矩阵 $w_{ag}(k)$, $\rho_{grid}(k)$ 均为权重系数矩阵, 其中, $w_{ag}(k) = f(P_{ag}(k), C_c(t))$ 。

实时优化控制策略对应的约束条件为式(18)~(20)和式(23)~(25)。

4 算例分析

4.1 算例设置

为了验证本文的聚合优化控制策略, 接下来在改进的 IEEE9 节点区域电力系统进行面向调峰场景的算例分析。

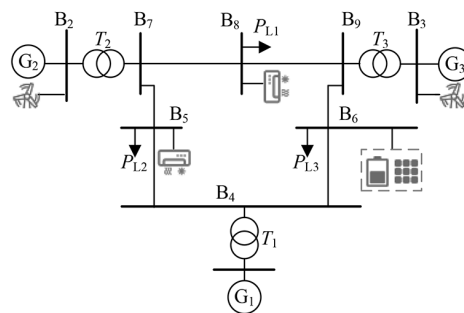


图 3 仿真系统图

在多类型空调负荷参与调峰的场景中, 节点 2 和节点 3 处分别接入两个风电场站, 容量各为 105 MW 和 120 MW, 其额定风速均设定为 10 m/s; 传统机组 G1, G2, G3 的装机容量各设为 150 MW、100 MW 和 120 MW; 节点 6 接入光储电站, 其中光伏的额定功率为 25 MW, 储能额定功率设定为 35 MW, 电量为 45 MWh; 节点 5 和 8 接入空调负荷聚合单元, 数量分别设定为 8 000 台和 11 000 台, 变频和定频空调的比例设定为 40% 和 60%, 开关、温度、概率类控制的比例设定为 15%、30%、55%。系统的其他线路拓扑参数和标准 IEEE9 系统一致。

各仿真系统参数如表 1 所示。

表1 系统主要参数设置

类型	参数	值	参数	值
空调负荷	R	$U(4.65, 6.12)$	C	$U(0.1, 0.21)$
	\overline{T}_{set}	$U(25, 27)$	δ	1.2
	P_r	$U(1.5, 2.5)$	η	$U(3, 4)$
	$T_0(t)$ 的预测误差	$N(0, 0.3)$	ρ	0.96
传统机组	R_i^{up}	0.2 p. u. /h	R_i^{down}	-0.2 p. u. /h
	$T_{G,i,U}$	2	$T_{G,i,D}$	2
	$P_{G,i}^{max}$	[260, 200, 215]	$P_{G,i}^{min}$	[15, 5, 10]
风机	风速预测误差	$N(0, 1.2)$	切入风速	3 m/s
	切出风速	23 m/s	$P_{wind,i}^{max}$	[115, 128]
光伏	光照预测误差	$N(0, 0.6)$	P_{pv}^{max}	28
	P_{bess}^{max}	40	P_{bess}^{min}	-40
储能	σ	0.05	S_{SOC}^{max}	0.8
	S_{SOC}^{min}	0.15	η_{ch}, η_{dis}	99%
负荷	负荷预测误差	$N(0, 1)$	—	—
电力市场	c_w	0.2	$c_{G,i}$	[0.2, 0.15, 0.18]
	β_i	[0.1, 50, 0.08]	c_p	3
	峰值电价	0.8 元/kWh	谷值电价	0.1 元/kWh

本文的算例仿真在 MATLAB R2022b 进行验证,采用 YALMIP+GUROBI 进行建模和优化求解。

4.2 日内优化

考虑到实际情况中,风速、温度、负荷等值会随季节有较大的变化,所以本文选取6月份和12月份南京市某日的数据为样本,并对此设定两个场景和三种分场景。场景1为6月份,场景2为12月份。分场景(1)为空调负荷、储能等均不参与调峰。分场景(2)场景为仅储能和其他柔性负荷参与调峰,空调负荷不参与调峰。分场景(3)为储能、空调负荷等均参与调峰。

以6月为例,模拟电网24h的负荷运行情况,其负荷在11:00-14:00和19:00-21:00达到高峰,4:00-6:00处于低谷。在无空调参与调峰辅助服务时,电网的峰谷差在230 MW左右,而空调负荷参与后,峰谷差为200 MW左右,此情境下系统峰谷差降低13.1%左右。可见,空调负荷参与调峰对降低电网整体峰谷差有较大帮助,提升整体运行状态。在调峰辅助服务中,考虑了各类约束,各设备优化后的出力情况如图5所示。

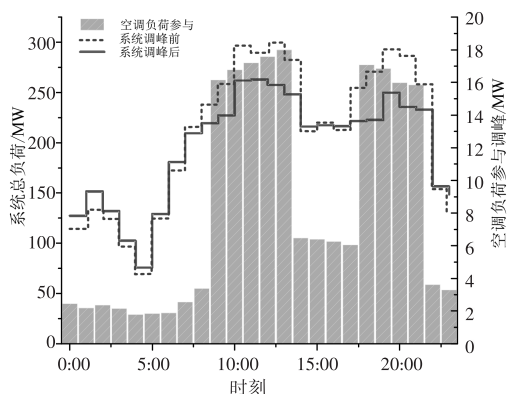


图4 系统调峰情况

本章算例中,两台空调负荷聚合机组、一座光伏储能电站、风机、常规机组协同调峰。在较低负载期间(6h和15h左右),储能单元充电,增强电网的整体负荷管控能力。相反,在高峰负载时间(12h和19h左右),储能单元放电以满足需求。这一举措还显著提高了空调机组的调峰负荷,从而缓解了传统机组的压力。通过多设备协作,达到缩小峰谷差异的目的。

同时,在空调负荷等提供调峰服务的情况下,也需要满足系统经济性需求,结合前文3.1节日内优化模型,多类型空调参与的调峰辅助服务需要考虑机组发电成本、空调负荷和储能的运行成本、弃风成本以及补贴成本,综合以上要素,通过设计目标函数以最小化总成本,达到调峰辅助服务的成本最优化。本文考虑两类场景和三种分场景的调峰服务情境,深入展开经济性能的综合对比,如表2所示。从结果可以看出,储能、空调负荷等均参与调峰时,总成本的削减最多,整体的经济性最优。

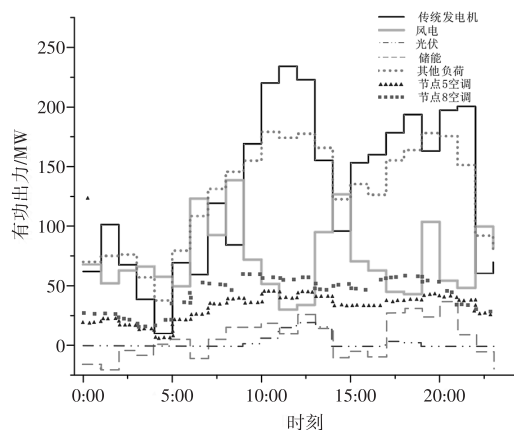


图5 日内优化结果图

表 2 不同场景下的调峰成本对比

场景	分场景	传统机组发电成本/万元	弃风成本/万元	空调和储能发电成本(补贴)/万元	总成本削减
1	(1)	18.113	2.908 4	0(0)	—
	(2)	17.220	2.589 4	1.109 3(0.440 31)	3.15%
	(3)	14.404	2.385 5	2.107 6(0.857 25)	6.03%
2	(1)	28.954	2.878 3	0(0)	—
	(2)	27.623	1.803 0	0.493 10(0.184 87)	5.43%
	(3)	26.103	1.090 3	1.073 2(0.420 74)	9.88%

4.3 实时优化控制

在实时优化控制阶段,本文假设此时风机、负荷、光伏、电价等日内时刻的预测值,基于实际数据进一步考虑符合表 1 系统主要参数设置中的正态分布的误差进行仿真。

MPC 的模型参数设置如下:预测域 3 h,控制域 1 h,实时优化控制系统执行周期为 1/4 h,权重矩阵系数设定为 10^{-3} 。

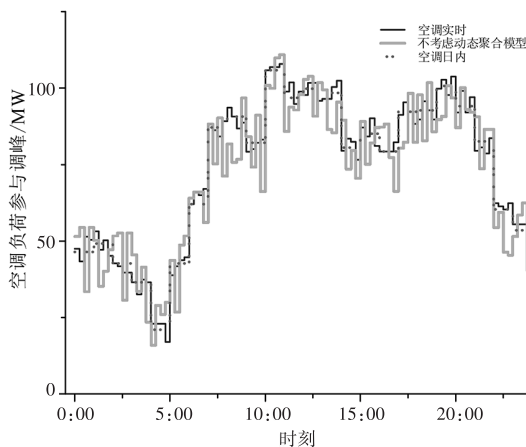


图 6 实时阶段空调负荷出力优化结果

图 4 为采用实时 MPC 优化期间,空调负荷出力的实际优化曲线。从图中可以看出,当考虑空调的动态聚合模型时,在设置温度或开关调整前、调整后动态变化(直至渐进稳定)的整个过程中,本文建立的动态聚合模型下的空调负荷聚合功率与实际相近,所以实时的出力和日内值相近,其主要通过 MPC 算法跟踪日内优化值。然而,如果不考虑空调系统的动态模型,不同空调类型的室温变化的预期趋势会有所不同。此外,聚合控制在解决温度调节或开关控制期间的功率波动方面的精度仍然不足。因此,与动态聚合模型相比,将使得 MPC 算法无法有效跟踪日内优化值。

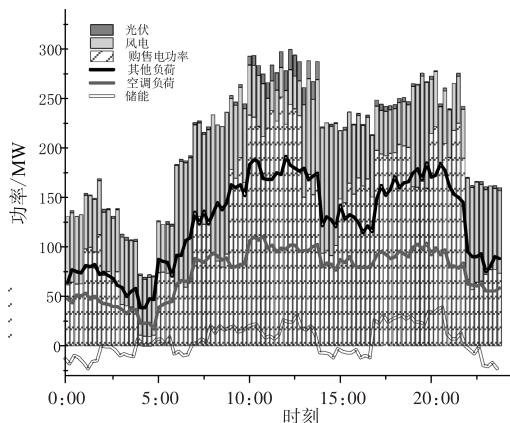


图 7 各单元实时优化控制结果

完整的各单元实时优化控制结果如图 7 所示,可以看出,在多设备功率波动、负荷功率随机变化、电价存在不确定性等与预测值产生偏差的情况下,MPC 方法能使得模型快速跟随日内目标值,并在实际值与日内值出现偏差时,即时调整各单元出力和购售电功率。

5 结束语

本文提出了面向多类型空调负荷的灵活聚合与协同调峰优化控制策略。首先,本文从基础物理模型入手,建立了多类型空调的基本模型。接着,结合调峰需求,建立了多种控制方式下空调负荷的动态聚合模型,并设定了各类约束条件。然后,基于日内和实时阶段的调峰优化模型,并利用 MPC 方法来解决可能存在的各类不确定性因素,最终得到了多类型空调参与的协同调峰优化控制策略。仿真结果表明,本文所提出的协同调峰优化控制策略,能较好地考虑多类型空调的聚合模型,使得各设备协同精准参与调峰辅助服务,并提高了整体经济性,且能够在不确定性因素存在时有效跟踪日内数据。

参考文献

- [1] 曾庆彬, 梁伟强, 张勇军, 等. 考虑多重轮换调控的空调负荷调控潜力评估与控制策略[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(4): 123-131.
- [2] 金旭, 张远实, 李明, 等. 考虑热舒适度的居民空调负荷调控潜力差异化评估[J]. 电力系统自动化, 2024, 48(1): 50-58.
- [3] WANG J, QIU R, XU B, et al. Aggregated large-scale air-conditioning load: modeling and response capability evaluation of virtual generator units[J]. Energy, 2023(276): 127570.
- [4] KIRCHER K J, ADERIBOLE A O, NORFORD L K, et al. Distributed peak shaving for small aggregations of cyclic loads[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2022, 37(5): 4315-4325.
- [5] MAHDAVI N, BRASLAVSKY J H. Modelling and control of ensembles of variable-speed air conditioning loads for demand response[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2020, 11(5): 4249-4260.
- [6] 中国建筑节能协会, 重庆大学城乡建设与发展研究院. 中国建筑能耗与碳排放研究报告(2022年)[J]. 建筑, 2023(2): 57-69.
- [7] 刘广生, 李成鑫, 侯治吉, 等. 计及用户舒适度的空调负荷可调节能力评估及响应策略[J]. 电力系统自动化, 2023, 47(21): 58-66.
- [8] QI N, CHENG L, XU H, et al. Smart meter data-driven evaluation of operational demand response potential of residential air conditioning loads[J]. Applied Energy, 2020(279): 115708.
- [9] YAO Y, SHEKHAR D K. State of the art review on model predictive control(MPC)in heating ventilation and air-conditioning(HVAC)field[J]. Building and Environment, 2021(200): 107952.
- [10] 杨秀, 傅广努, 刘方, 等. 考虑多重因素的空调负荷聚合响应潜力评估及控制策略研究[J]. 电网技术, 2022, 46(2): 699-714.

(下转第 129 页)