

基于改进蜣螂算法的多区域空调系统需求响应 DMPC 供冷策略

王鑫洋, 闫秀英, 吴晓雪, 侯帅旗

(西安建筑科技大学 建筑设备科学与工程学院, 西安 710055)

摘要: 针对夏季电网高峰期间办公建筑空调系统的峰值负荷造成电网短缺等问题, 提出一种基于需求响应的多区域空调系统分布式模型预测控制 (DMPC) 供冷策略; 以西安市某办公建筑的 5 个区域为研究对象, 分别建立该办公建筑的物理模型及空调系统能耗数学模型, 并验证模型的准确性; 构建多区域空调系统仿真模型, 优化目标为最小化空调系统运行能耗和室温与设定值的误差最小; 选取蜣螂算法作为优化工具, 并针对该算法存在全局搜索速度慢、易早收敛和陷入局部最优等缺点; 采取混沌映射策略优化种群初始化, 生成更加均匀的种群以提升种群个体质量; 利用螺旋搜索策略对蜣螂的觅食和繁殖行为进行更新, 进一步扩展算法的全局搜索性; 同时引入随机扰动和自适应因子改进蜣螂的偷窃行为, 改善算法易陷入局部最优等问题; 运用改进后的蜣螂算法对 DMPC 的滚动优化进行优化求解, 并与 PID 温度反馈控制进行对比, 验证 DMPC 的控制性能; 实验结果表明, 在所研究的 5 个区域中, DMPC 比 PID 控制方法的响应速度分别提升了 8.91%、8.65%、12.04%、5.79% 和 1.79%; 结合需求响应策略利用分时电价进行调控, 提出温度与启停优化调控策略对空调系统的峰值负荷进行削峰转移; 结果表明两种预冷启停优化策略的峰时负荷转移率分别为 27.29% 和 29.16%, 可以有效地将系统高峰时段的冷负荷转移到其他时段, 降低电网运行压力。

关键词: 需求响应; 削峰转移; 分布式模型预测控制; 改进的蜣螂优化算法; 节能优化

DMPC Cooling Strategy with Demand Response for Multi-Zone Air Conditioning Systems Based on Improved Dung Beetle Algorithm

WANG Xinyang, YAN Xiuying, WU Xiaoxue, HOU Shuaiqi

(School of Building Services Science and Engineering, Xi'an University of Architecture and Technology, Xi'an 710055, China)

Abstract: To address the issue of power grid shortage caused by the peak load of building air conditioning systems during the peak period of the summer, a demand response-based distributed model predictive control (DMPC) cooling strategy for multi-zone systems was proposed. A physical model and a mathematical model of energy consumption for the air conditioning systems were established in five zones of an office building in Xi'an, and the accuracy of the models was verified. A simulation model for multi-zone air conditioning system was constructed, the optimization objective was to minimize the operational energy consumption of air conditioning systems and minimize the error between the room temperature and the set value. The dung beetle algorithm was selected for optimization, overcoming the shortages of its slow global search, premature convergence, and susceptibility to local optima, the chaotic mapping strategy was used to optimize the population initialization, and generate a more uniform population to improve the individual quality of the population. Helical search strategies for foraging and breeding behaviors were updated to further expand the global search of the algorithm, and the random perturbations with adaptive factors were introduced to improve the exploratory behavior and susceptibility to local optima. The dung beetle algorithm improved the rolling optimization of the DMPC, and compared with the PID control method with temperature feedback, the control performance of the DMPC was validated. Experimental results show that the response speeds of the DMPC are increased by 8.91%, 8.65%, 12.04%, 5.79%, and 1.79% than that of the PID method in the respective zones, respectively. Additionally, combined with the demand response strategies, electricity prices are regulated time of use, which proposes the temperature and start-stop optimization strategies to shift peak loads of the air conditioning systems, the results indicate that the peak load transfer rates of the two pre-cooling start-stop optimization strategies are increased by 27.29% and 29.16%, respectively, effectively redistributing peak cooling loads to off-peak periods and alleviating pressure in the power grid.

Keywords: demand response; peak shaving or load shifting; distributed model predictive control; improved dung beetle optimization algorithm; energy saving optimization

收稿日期: 2024-04-28; 修回日期: 2024-05-16。

基金项目: 国家自然科学基金面上项目(52278125); 陕西省自然科学基金基础研究基金(2022JM-283); 陕西省建设厅科技计划发展项目(2020-K17)。

作者简介: 王鑫洋(1999-), 男, 硕士研究生。

闫秀英(1980-), 女, 博士, 副教授。

引用格式: 王鑫洋, 闫秀英, 吴晓雪, 等. 基于改进蜣螂算法的多区域空调系统需求响应 DMPC 供冷策略[J]. 计算机测量与控制, 2023, 32(10): 250-262.

0 引言

随着中国经济的快速发展, 公共建筑的建筑面积不断增加。据《中国建筑节能年度发展研究报告 2022 (公共建筑专题)》统计显示, 公共建筑能耗占比建筑总能耗的 33%^[1], 办公建筑在节能方面具有巨大的潜力。尤其是办公建筑中的空调系统, 其能耗占比总能耗 15%~30%, 在夏季高温期间甚至高达 50% 以上^[2]。这不仅导致电力需求激增, 还可能引起电力短缺和电网波动, 对电网的稳定性有很大的影响^[3]。因此空调系统的节能优化, 也成为提升建筑节能和保证夏季电网稳定的关键措施^[4]。

在夏季用电高峰时段, 需求侧用电常面临供不应求和电力紧缺的局面。传统电网在高峰期间供电不足时常采取拉闸限电等措施, 这会削弱用户侧的体验。而需求响应 (DR, demand response) 技术是从用户需求侧角度入手, 通过调控等手段从电力需求侧实现负荷削减, 保证电力供需平衡^[5]。通过在高峰时段调整需求侧的弹性用能, 实现高峰用电的削减或转移, 从而有效面对电力短缺问题, 保证电力的供需平衡。相关研究表明^[6], 夏季的电力需求高峰主要由高温导致的空调用电负荷增加, 合理调控空调系统用电负荷是实施需求响应的关键策略。

在空调系统参与需求响应的研究中, 主要策略包括负荷削减、转移和暂停, 其中准确的空调系统控制是实施需求响应的关键^[7]。研究学者^[8]通过建立目标函数和约束条件, 利用相关的优化算法进行求解, 以实现这些策略。元启发式算法是一类用于求解优化问题的算法, 灵感多来源于自然界的遗传、群体行为或物理过程。其核心优势在于其强大的全局搜索能力, 能在复杂的搜索空间中找到近似最优解。王庆泽等人^[9]提出的空调系统需求响应控制策略, 采用双层模型优化有效提高了冷水机组的运行效率。奚源等人^[10]利用 Elman 神经网络算法构建蓄能罐储能和释能模型, 有效降低了需求响应期间的耗电量和运行成本。在空调系统的控制方法中, 模型预测控制 (MPC, model predictive control)^[11]通过构建预测模型来预估系统未来的状态, 并对系统进行滚动优化。这些特点使其特别适用于处理非线性与复杂性的空调系统。王永顺等人^[12]采用机理建模和神经网络预测控制算法进行全局最优化, 以室内舒适度和能耗为优化性能指标, 结果表明 MPC 在性能优化上优于传统 PID 控制。Huang 等人^[13]将 MPC 应用于空调系统中的空气处理机组控制中, 并 PID 控制相比较, 结果表明 MPC 在面对系统干扰时响应速度更迅速, 能精确控制送风温度。尽管这些智能算法在空调系统常规工况的优化改进中应用广泛, 但在电网 DR 调控中的研究相对较少, 且大多数优化研究仅考虑用户侧舒适度而非电网峰时优化。此外, 智能算法在处理多目标优化问题时, 其收敛性和精确度还需进一步提升。

针对以上问题, 本文选取某办公建筑的 5 个区域作为研究对象, 通过在 SketchUp 和 TRNSYS 上建立物理建筑和空调系统模型, 综合考虑室内舒适度与系统的运行能耗。

针对夏季工况期间的供冷进行需求响应调控, 提出一种基于分布式模型预测控制供冷策略, 以系统最小化运行能耗和室温与设定值之间偏差最小为优化目标。利用改进的蜣螂优化算法 (DBO, dung beetle optimization) 对 DMPC 的滚动优化进行求解, 并将其与 PID 温控方法进行对比, 验证改进后的 DMPC 的有效性。此外通过变温调控与预冷启停进行需求响应调控, 实现系统高峰时段冷负荷的有效转移, 降低电网的运行压力。

1 研究对象的建立

1.1 研究对象介绍

选取西安市碑林区某办公建筑的变风量空调系统作为研究对象, 该建筑包含地下 2 层及地上 10 层, 总建筑面积约 8 000 m², 属于典型的综合办公建筑。考虑该建筑规模较大且内部区域较多, 为了精确分析研究不同区域的冷负荷需求, 对建筑模型进行适当简化, 利用 SketchUp 软件构建出建筑的物理模型, 如图 1 所示。

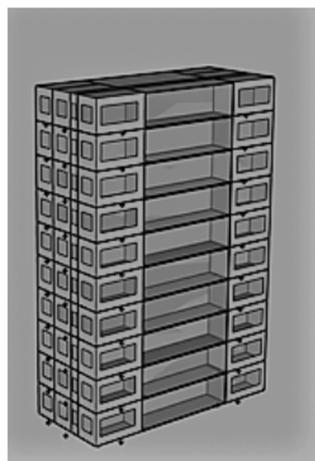


图 1 办公建筑的物理模型立体图

研究区域聚焦该建筑的第七层办公区域, 依据建筑的实际平面尺寸, 并依据各区域的功能划分为 9 个区域, 如图 2 所示。包括空调区和非空调区。空调区包括大办公区、办公室和会议室, 而走廊和门厅等划分为非空调区。本文主要研究 Zone1、Zone2、Zone6、Zone7 和 Zone8 这 5 个区域的室内舒适度和空调系统运行能耗优化之间的关系。

办公室 Zone1	办公区 Zone6	会议室 Zone7
会议室 Zone2		办公室 Zone8
走廊	Zone3	走廊
办公室 Zone4	门厅 Zone5	办公室 Zone9

图 2 建筑标准层分区图

1.2 建筑模型建立

将 Sketchup 建立好的建筑物理模型, 导入到 TRNSYS 软件中完善建筑围护结构材料的设置, 具体的建筑围护结

构参数如表 1 所示。参照《实用空调供热手册》对办公建筑空调系统中不同区域的室内扰动参数进行设定^[14]，各区域的扰动参数设置具体参数见表 2。

表 1 建筑材料相关参数

结构名称	材料组成	厚度/mm	密度/(kg/m ³)	导热系数/(W/m·K)
外墙	花岗岩	20	2 800	2.91
	钢筋混凝土	200	2 500	1.74
	水泥砂浆	20	1 800	0.93
	聚苯乙烯保温板	50	30	0.042
外窗	单层玻璃、铝合金	7	2 500	6.5
内墙	钢筋混凝土	200	2 500	1.74
地板	地板砖	50	—	—
	混凝土	200	2 500	1.74

表 2 室内热扰设置

类型	人均发热量	照明功率密度/(W/m ²)	人员密度/(P/m ²)	设备功率密度/(W/m ²)	人均产湿量
办公室	70	11	0.125	20	109
走廊	69	5	0.02	0	184
会议室	69	20	0.05	20	109
门厅	69	15	0.05	0	184

1.3 空调系统能耗模型建立

建立空调系统主要能耗设备的灰箱模型，采用数学建模方法中的最小二乘法^[15]。通过采集该系统主要能耗设备的实际运行数据，在 Matlab 中进行能耗模型的参数识别。空调系统的总能耗主要由以下 5 部分组成：冷水机组能耗、冷冻泵能耗、冷却泵能耗、冷却塔能耗以及末端风机盘管能耗。系统总能耗的模型表达式如式 (1) 所示：

$$P = P_{ch} + P_{cwp} + P_{cwp} + P_t + P_f \quad (1)$$

式中， P 为空调系统的总功率 (kW)， P_{ch} 为冷水机组的功率 (kW)， P_{cwp} 为冷冻水泵的功率 (kW)， P_{cwp} 为冷却水泵的功率 (kW)， P_t 为冷却塔的功率 (kW)， P_f 为风机盘管的功率 (kW)。

根据相关文献研究及《暖通空调 ASHRAE 手册》，本文选取冷水机组和变频水泵能耗模型表达式如下：

$$P_{ch} = a_1 + a_2(T_{cwr} - T_{chws}) + a_3(T_{cwr} - T_{chws})^2 + a_4Q_{ch} + a_5Q_{ch}^2 + a_6(T_{cwr} - T_{chws})Q_{ch}^3 \quad (2)$$

$$P_{cwp} = \frac{Q_{ch}}{COP} \quad (3)$$

式中， P_{ch} 为冷水机组功率 (kW)， T_{cwr} 为冷水机组的冷却水进水温度 (°C)， T_{chws} 为冷水机组的冷冻水供水温度 (°C)， Q_{ch} 为冷水机组的制冷量 (kW)， COP 为冷水机组的能效比。 a_1 、 a_2 、 a_3 、 a_4 、 a_5 、 a_6 为冷水机组能耗模型中待识别的参数。

本研究所应用的冷却水泵和冷冻水泵均为变频水泵^[16]。根据《暖通空调 ASHRAE 手册》，冷冻水泵和冷却水泵的能耗模型可以通过特定的计算公式来确定：

$$P_{cwp} = b_0 + b_1f_{cwp} + b_2f_{cwp}^2 + b_3f_{cwp}^3 \quad (4)$$

$$P_{cwp} = c_0 + c_1f_{cwp} + c_2f_{cwp}^2 + c_3f_{cwp}^3 \quad (5)$$

式中， P_{cwp} 为冷冻水泵功率 (kW)， f_{cwp} 为冷冻水泵频率 (Hz)， b_0 、 b_1 、 b_2 、 b_3 为冷冻水泵能耗模型中待识别的参数， P_{cwp} 为冷却水泵功率 (kW)， f_{cwp} 为冷却水泵频率 (Hz)， c_0 、 c_1 、 c_2 、 c_3 为冷却水泵能耗模型中待识别的参数。

冷却塔的能量传递机制相对复杂^[17]，与冷水机组和变频水泵这些设备有着本质的不同。在冷却塔的运行过程中，风机作为主要的耗电设备，其能耗占据了冷却塔能耗的显著比例。因此本文忽略其他影响因素，考虑到风机的能耗原理与变频水泵相似^[17]，可以通过调整频率来控制其功率的输出，从而实现能耗的节能。风机运行功率与能耗之间的关系计算如下：

$$P_t = e_0 + e_1f_{fan} + e_2f_{fan}^2 + e_3f_{fan}^3 \quad (6)$$

式中， P_t 为冷却塔风机功率 (kW)， f_{fan} 为冷却塔风机频率 (Hz)， e_0 、 e_1 、 e_2 、 e_3 为冷却塔风机能耗模型中待识别的参数。

在风机盘管单元中，风机的能耗占据了主要部分^[18]。构建风机盘管能耗模型时，主要关注的是风机盘管中的风机能耗部分，其能耗表达式如下：

$$P_f = i_0 + i_1f_{fan} + i_2f_{fan}^2 + i_3f_{fan}^3 \quad (7)$$

式中， P_f 为风机盘管的风机功率 (kW)， f_{fan} 为风机盘管的风机频率 (Hz)， i_0 、 i_1 、 i_2 、 i_3 为风机能耗模型中待识别的参数。

通过收集的冷水机组、变频水泵、冷却塔和风机盘管风机的实际运行数据，利用 Matlab 软件使用最小二乘法对各主要能耗设备进行参数辨识。各能耗设备的参数辨识结果如表 3~5 所示。从表 3~5 的辨识结果及主要性能指标结果可以看出，该模型拟合程度高，可以进行实验应用。

表 3 冷水机组参数辨识结果及性能指标

辨识参数	数值	RMSE	R ²
a_1	3.692 4	36.927 4	0.913 6
a_2	0.235 6		
a_3	-0.246 8		
a_4	-0.000 489		
a_5	0.002 618		
a_6	-0.003 594		

表 4 变频水泵参数辨识结果及性能指标

辨识参数	数值	RMSE (冷却)	R ² (冷却)	RMSE (冷冻)	R ² (冷冻)
b_0	0.068 311	31.782 6	0.958 3	33.654 7	0.924 7
b_1	0.019 92				
b_2	-0.000 156 2				
b_3	0.000 219 8				
c_0	0.006 735				
c_1	0.262 3				
c_2	-0.000 144 6				
c_3	0.000 525 8				

表 5 风机参数辨识结果及性能指标

辨识参数	数值	RMSE (冷却塔)	R ² (冷却塔)	RMSE (风机)	R ² (风机)
e_0	0.001 153	23.119 7	0.958 6	13.229 1	0.936 5
e_1	0.364 5				
e_2	0.012 47				
e_3	0.000 758 3				
i_0	-0.050 23				
i_1	0.018 01				
i_2	0.000 509 8				
i_3	$9.256 7 \times 10^{-2}$				

1.4 系统仿真模型验证

根据建立好的建筑物理模型和空调系统能耗设备, 在 TRNSYS 中建立多区域空调系统仿真系统, 如图 3 所示。

建立好的模型需要对其准确性进行验证, 根据 2022 年夏季工况下对该建筑采集的实际冷负荷数据, 总共收集 1 288 组 (每天 14 组, 共 92 天) 逐时功耗数据, 进行实际冷负荷数据对比。模型的具体对比结果如图 4 所示。从图 4 中可以看出模型运行结果基本贴合实际运行数据的吻合程度。表明所建模型的合理性, 是可以进行实验应用的。

2 多区域模型预测控制方法

2.1 控制方法的确定

在对建筑空调系统实施需求响应策略时, 核心目标是

保证室内热舒适度的前提下, 调整室内温度设定值以降低系统设备的运行功率, 最终达到节能效果和响应目标。为此考虑变风量空调系统的特点, 对建筑内不同区域的供冷需求进行调控, 以满足实际冷负荷需求。而准确的控制能力是满足这一需求调控的基础, 模型预测控制 (MPC, model predictive control) 策略可以作为一种有效的控制策略对其进行调控。其通过当前模型预测未来行为, 并优化未来的控制输入来调整当前的控制动作。然而, 传统 MPC 在处理大规模或复杂系统时可能会遇到计算负担重和响应时间慢的问题。蜚螂优化算法^[19] (DBO) 可以作为一种有效的优化工具。该算法受到蜚螂独特导航和行为机制的启发, 通过模拟这一自然现象来寻找全局最优解。在 MPC 的应用中, DBO 用于优化控制策略的滚动窗口优化, 即每个优化步骤中, 算法都会重新评估并优化接下来的控制行为, 以应对动态变化的系统状态。然而, 这种算法在多目标优化情况下可能存在收敛速度慢、全局寻优慢及陷入局部最优等问题。针对蜚螂优化算法的缺点提出三种改进策略进行改进, 以提高其计算寻优效率。通过改进的 DMPC 策略对其进行空调系统的供冷设定, 进一步优化能耗与舒适度的平衡。

热舒适度^[20]是评估人体在特定环境中感觉舒适度的指标, 可以通过预测平均投票来表示人体的舒适度。在我国《夏热冬冷地区居住建筑的设计规范》中, 针对制冷季节空

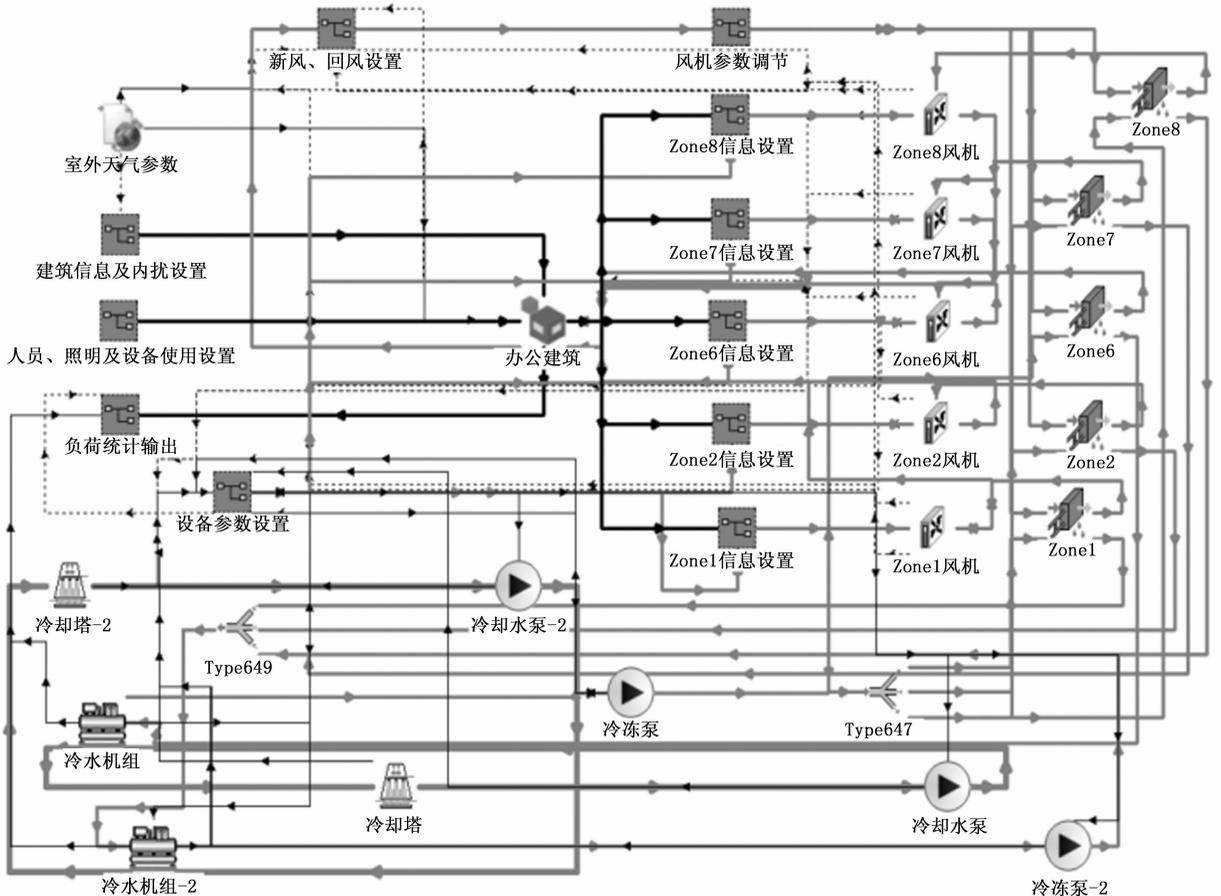


图 3 办公建筑多区域空调仿真系统

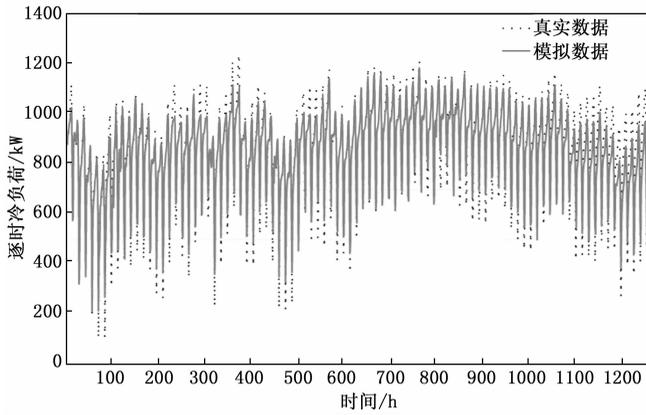


图 4 空调系统能耗模型模拟值与实际值对比

调系统的使用, 舒适 PMV 控制在 $[-0.5, 0.5]$ 的区间内。表 6 为人体热感觉标尺等级。

表 6 PMV 热感觉标尺

热感觉	热	暖	稍暖	适中	稍凉	凉	冷
PMV	+3	+2	+1	0	-1	-2	-3

根据《建筑环境学》在 TRNSYS 实验仿真系统中设置供冷季节的夏季服装热阻 $I_{clo}=0.3$ clo 和人员办公的活动新陈代谢 $69.78 \text{ W/m}^2 = 1.2$ met 等参数用于室内 PMV 公式计算。

2.2 多区域模型预测控制方法

办公建筑的冷负荷具有明显的周期性^[21], LSTM 作为时序模型的变种, 对于时间序列的数据提供更好的预测性能。预测模型的表达式如式 (8) 所示。预测模型输出值与室内温度实际值有一个误差, 这需要对预测模型进行误差修正, 表达式如 (9) 所示。

$$y(k+1) = f_{lstm}[y(k), y(k-1), \dots, y(k-n+1), u(k), u(k-1), \dots, u(k-m+1)] \quad (8)$$

$$\tilde{y}(k+i) = y(k+i) + \omega \cdot e(k+i) \quad (9)$$

式中, $y(k+1)$ 表示 $(k+1)$ 时刻的模型预测温度 ($^{\circ}\text{C}$), $u(k)$ 表示 k 时刻系统的冷负荷 (kW), $y(k)$ 表示系统 k 时刻的室内温度 ($^{\circ}\text{C}$)。式中, ω 为权重系数, 本文设置 $\omega = 1$ 。

假设整个系统的供冷优化问题是由 N 个房间风机共同作用的结果。则多区域室内温度预测模型在 $(k+i)$ 时刻预测未来某一时刻的输出如式所示:

$$\tilde{y}(k+i) = y(k+i) + \omega \cdot e(k+i) + \sum_{j=1, j \neq i}^n C u_j(k+i) \quad (10)$$

式中, $\tilde{y}(k+i)$ 表示 $(k+i)$ 时刻系统输出的室内温度预测值 ($^{\circ}\text{C}$), $e(k+i)$ 表示 $(k+i)$ 时刻的系统误差; $\sum_{j=1, j \neq i}^n C u_j(k+i)$ 表示 $(k+i)$ 时刻当前区域外, 其他区域的供冷量对当前区域的室内温度预测的作用。

在分布式模型预测控制 (DMPC) 系统的构架中, 每个独立的区域子系统只需与周围的子系统进行信息交换。此

方法使得整个系统的优化控制问题得以在各个子系统中分解处理, 每个子系统的控制器通过相互协调与优化的方式工作, 以满足各区域的差异化供冷需求。这不仅大幅降低了系统的运算负担, 而且增强了系统对复杂环境变化的响应能力。图 5 为室内多区域温度的 DMPC 原理机制。

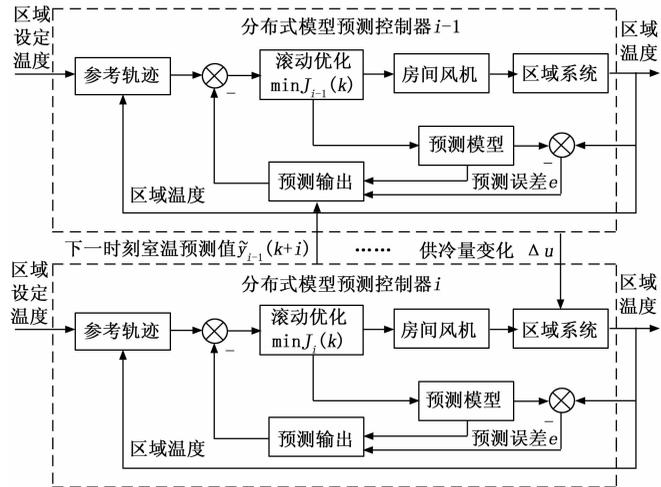


图 5 多区域室内温度分布式模型预测控制原理图

在 DMPC 控制系统中, 控制器 i 在 $(k+i)$ 时刻获取关键参数: 当前区域的供冷量、相邻区域的温度、室内温度设定值及室外温度。接着, 各区域的 DMPC 控制器独立解决各子系统的优化问题, 根据室内设定温度的参考轨迹, 通过滚动优化房间风机的转速改变区域的供冷量, 将优化后得到的区域风机转速应用于当前空调系统中。室内温度预测模型根据预测的温度与室内区域温度有一个预测误差 e 。通过比较各个子系统的实际输出与预测室温的偏差, 进行相应校正。所有子系统在当前时刻的优化控制完成后, 系统采样时刻前移至下一时刻, 循环执行前述步骤, 实现持续滚动优化控制。

2.3 优化目标及约束条件

本研究将集中式 MPC 扩展为分布式模型预测控制 (DMPC) 框架上。DMPC 将整个系统的优化问题分解为多个子问题, 实现了各区域的独立控制和优化计算, 从而提高了系统的控制效率、灵活性和响应速度。

基于办公建筑多区域空调系统计算模型, 以满足每个区域的热舒适度为前提, 优化目标为系统运行最小能耗。同时考虑室内温度的上下限以及满足区域冷负荷作为约束条件, 预测下一时刻区域的室内温度, 并通过调控房间风机转速来实现所需温度。目标函数如下:

$$\min J(k) = \sum_{i=1}^{N_r} q_{(k+i)} \|\tilde{y}_i(k+i) - y_{set}(k+i)\|^2 + \sum_{i=1}^{N_{r+1}} \|u(k+i)\|^2 \quad (11)$$

式中, $q_{(k+i)}$ 为状态权重系数; $\tilde{y}_i(k+i)$ 为第 i 个区域的 $(k+i)$ 时刻的室内温度预测值 ($^{\circ}\text{C}$), $y_{set}(k+i)$ 为室内温度设定点 ($^{\circ}\text{C}$), $u(k+i)$ 为供冷量 (kW)。

设置约束条件为:

$$\begin{aligned} y_{\min} &\leq \tilde{y}(k+i) \leq y_{\max} \\ u_{\min} &\leq u(k+i) \leq u_{\max} \end{aligned} \quad (12)$$

式中, y_{\min} 、 y_{\max} 分别为室内设定温度的最小值和最大值 ($^{\circ}\text{C}$), u_{\max} 为系统供冷量的最大值 (kW)。

3 改进的蜣螂优化算法

3.1 算法原理

蜣螂算法的原理是通过模拟自然界中蜣螂的 5 种习性 (滚球、跳舞、繁殖、觅食和偷窃行为) 来寻找最优参数解。该算法通过模拟蜣螂的行为和种群信息交换进行全局搜索以提升全局收敛性和计算速度等特点。蜣螂主要分为探索者, 开阔者和观察者。算法初始化时, 随机生成多个解, 象征不同的蜣螂及其粪球的位置。在每次迭代中, 算法模拟蜣螂在广阔空间中随机寻找食物的行为, 以探索解空间的各个区域。探索和开阔新区域的概率均为 50%。蜣螂会根据环境反馈调整其搜索策略, 从而提高对解空间的适应性和搜索效率。最后将最佳觅食区中的蜣螂个体作为全局最优值, 实现高效的参数优化。DBO 算法的具体步骤如下:

1) 滚球和跳舞的蜣螂:

在蜣螂无障碍滚球时, 蜣螂会朝光源方向在整个搜索空间移动, 位置更新公式为:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \alpha \times k \times x_i^{t-1} + b \times |x_i^t - x_p^t| \quad (13)$$

式中, x_i^t 表示第 t 次迭代时第 i 只蜣螂的位置信息, α 是值为 1 或 -1 的自然数, k 为 $(0, 0.2]$ 的偏折系数常数, $b \in (0, 1)$; x_p^t 为全局最差位置, $|x_i^t - x_p^t|$ 模拟光照强度变化。

当蜣螂遇到障碍物时, 通过跳舞调整前进方向, 跳舞位置更新公式为:

$$x_i^{t+1} = x_i^t + \tan\theta |x_i^t - x_i^{t-1}| \quad (14)$$

式中, $\theta \in [0, \pi]$ 表示偏转角, 当 $\theta = 0, \pi/2$ 或 π 时不更新位置。

2) 繁殖蜣螂:

蜣螂繁殖时会选择安全产卵地, 引入边界选择策略以确定产卵区域, 计算公式为:

$$\begin{cases} Lq^* = \max(x_{ij}^t \times (1-R), Lq) \\ Uq^* = \min(x_{ij}^t \times (1+R), Uq) \\ R = 1 - t/T_{\max} \end{cases} \quad (15)$$

式中, Lq^* 和 Uq^* 分别为产卵区域下限和上限, x_{ij}^t 为局部最优位置, T_{\max} 为最大迭代次数, Lq 和 Uq 分别为最优问题下限和上限, R 值为动态边界调整的范围。

雌性蜣螂确定产卵区域后, 其位置更新公式为:

$$B_i^{t+1} = x_{ij}^t + \mathbf{b}_1 \times (B_i^t - Lq^*) + \mathbf{b}_2 \times (B_i^t - Uq^*) \quad (16)$$

式中, B_i^t 为第 i 个球在第 t 次迭代时的位置, \mathbf{b}_1 和 \mathbf{b}_2 表示大小为 $1 \times D$ 的随机向量, D 为优化参数维数。

3) 觅食蜣螂:

小蜣螂需要在最佳觅食区觅食, 建立动态最佳觅食区域引导其寻找食物:

$$\begin{cases} Lq^l = \max[x_{ij}^t \times (1-R), Lq] \\ Uq^l = \min[x_{ij}^t \times (1+R), Uq] \\ x_i^{t+1} = x_i^t + C_1 \times (x_i^t - Lq^l) + C_2 \times (x_i^t - Uq^l) \end{cases} \quad (17)$$

式中, x_{ij}^t 为全局最优位置, Lq^l 和 Uq^l 分别为最佳觅食区的下限和上限, C_1 为服从正态分布的随机数, C_2 为 $(0, 1)$ 内的随机向量。

4) 偷窃蜣螂:

在自然界中蜣螂会偷取其他蜣螂的粪球, 偷窃蜣螂位置更新位置如下:

$$x_i^{t+1} = x_{ij}^t + S \times \mathbf{g} \times (|x_i^t - x_{ij}^t| + |x_i^t - x_{ij}^t|) \quad (18)$$

式中, \mathbf{g} 为服从 $(0, 1)$ 之间的正态分布且大小为 $1 \times D$ 的随机向量, S 为常数。

3.2 改进的 DBO 算法

DBO 算法虽具备全局搜索能力, 但在处理多目标复杂非线性问题时仍存在陷入局部最优。因此, 针对此问题, 本文通过 3 种策略对标准 DBO 进行优化, 以提高算法种群多样性和计算性能。首先通过混沌映射策略增强种群的初始多样性; 其次, 采用螺旋搜索机制改进蜣螂的繁殖和觅食行为, 增加最优个体蜣螂的质量和未知区域的搜索能力; 最后, 根据随机概率使用 Levy 飞行策略及自适应权重策略优化蜣螂的偷窃行为, 以扩大其全局搜索能力。这些改进旨在提升算法的收敛速度和全局搜索能力, 避免局部最优解, 从而增强算法的整体性能。

3.2.1 混沌映射策略

针对传统蜣螂算法在种群初始化阶段仅采用随机数初始化种群位置, 从而导致种群中蜣螂的位置分布不均匀, 全局遍历能力弱等问题。本文引入 Bernoulli 映射优化种群的初始位置, 提高初始位置的多样性, 增强其算法遍历全局环境的速度, 从而提高寻优效率和收敛速度, 其计算公式为:

$$Z_{k+1} = \begin{cases} Z_k / (1 + \rho), & Z_k \in (0, 1 - \rho] \\ (Z_k - 1 + \rho) / \rho, & Z_k \in (1 - \rho, 1] \end{cases} \quad (19)$$

式中, Z_k 为产生的第 k 代混沌序列的当前值, ρ 为控制参数, 本文取 $\rho = 0.5$ 。

3.2.2 可变螺旋搜索策略

受鲸鱼优化算法^[22]的启发, 引入可变螺旋搜索策略, 通过此策略, 蜣螂在繁殖和觅食过程中以螺旋形式搜索, 增强探索未知区域的能力。有助于 DBO 算法跳出局部最优, 强化其全局搜索能力。该策略受到定义参数 z 的影响, 引入动态螺旋搜索形状的参数 z , 其公式为:

$$z = e^{k \times \cos(\pi / \max t)} \quad (20)$$

式中, $k = 5$; t 为迭代次数。

因此, 蜣螂繁殖行为改进为:

$$\begin{aligned} B_i^{t+1} &= x_{ij}^t + e^{zt} \times \cos(2\pi t) \times \mathbf{b}_1 (B_i^t - Lb^*) + \\ &e^{zt} \times \cos(2\pi t) \times \mathbf{b}_2 (B_i^t - Ub^*) \end{aligned} \quad (21)$$

蜣螂的觅食行为改进为:

$$\begin{aligned} x_i^{t+1} &= e^{zt} \times \cos(2\pi t) x_i^t + \mathbf{C}_1 \times (x_i^t - Lb^t) + \\ &\mathbf{C}_2 \times (x_i^t - Ub^t) \end{aligned} \quad (22)$$

式中, B_i^t 为第 i 个球在第 t 次迭代时的位置, b_1 和 b_2 表示大小为 $1 \times D$ 的随机向量, D 为优化参数维数。 x_f^t 为全局最优位置, Lq^t 和 Uq^t 分别为最佳觅食区的下限和上限, C_1 为服从正态分布的随机数, C_2 为 $(0,1)$ 内的随机向量。

3.2.3 Levy 飞行和自适应惯性权重策略

DBO 算法在面对复杂多峰问题时, 容易陷入局部最优解。通过引入 Levy 飞行策略, 一种通过生成随机步长来进行随机游走的搜索方式, 旨在增加种群行为的扰动量, 从而增强种群的多样性及全局搜索能力, 使其跳出局部最优。Levy 飞行策略的更新公式如下:

$$\alpha \oplus \text{Levy}(\beta) \sim 0.01 \frac{u}{|v|^{-\beta}} (\vec{X}(t) - \vec{X}_a(t)) \quad (23)$$

$$\begin{cases} u \sim N(0, \sigma_u^2), v \sim N(0, \sigma_v^2) \\ \sigma_u = \left[\frac{\Gamma(1+\beta) \sin(\frac{\pi\beta}{2})}{\Gamma(\frac{1+\beta}{2}) \beta \times 2^{\beta-1/2}} \right]^{1/\beta}, \sigma_v = 1 \end{cases} \quad (24)$$

式中, \oplus 为点乘法, α 为控制步长权重, u 和 v 服从正态分布, $\beta=1.5$ 。

在 DBO 算法中, 偷窃螻螂通过在最佳觅食区寻找食物, 通过引入自适应惯性权重因子 ω 来提高偷窃螻螂的个体位置质量。当 ω 较大时, 有效增强偷窃螻螂的全局搜索性能。随着螻螂种群的迭代更新及最佳觅食区的动态调整, 适当减小 ω 的比例, 细化搜索范围并增强局部搜索的精确性。从而有效平衡了搜索多样性与收敛准确性之间的关系。权重因子 ω 的计算公式为:

$$\omega = \frac{e^{2 \times (1-t/\text{max})} - e^{-2 \times (1-t/\text{max})}}{e^{2 \times (1-t/\text{max})} + e^{-2 \times (1-t/\text{max})}} \quad (25)$$

通过引入 Levy 策略和权重因子 ω 对偷窃螻螂的位置进行更新, 其公式为:

$$x_i^{t+1} = \text{levy} \times x_{if}^t + S \times \mathbf{g} \times (|x_i^t - x_{if}^t| + |x_i^t - \omega \times x_{if}^t|) \quad (26)$$

式中, x_i^t 表示第 t 次迭代时第 i 只螻螂的位置信息, x_{if}^t 为全局最优位置, \mathbf{g} 为服从 $(0,1)$ 之间的正态分布且大小为 $1 \times D$ 的随机向量, S 为常数。

为了验证改进后的 DBO 算法性能, 设置螻螂种群规模 N 为 20, 总迭代次数 T 为 100, 将改进后的觅食、繁殖和偷窃螻螂各取种群的 20%、35% 和 15%, 将改进后的 IDBO 与标准的 DBO、PSO 和 WOA 对本文优化目标函数的参数寻优进行对比, 其结果对比如图 6 所示。从图 6 可知改进的 IDBO 相较于 DBO、PSO 和 WOA 算法在收敛速度和精度均得到了提高。

3.3 IDBO-DMPC 求解步骤

在应用 IDBO 对 DMPC 的滚动优化求解时, 以所有区域的系统运行能耗最小及室内预测温度误差最小作为螻螂的适应度函数。以各区域的室内风机转速作为优化变量, 同时室内设定温度的最小值和最大值及系统运行能耗作为约束条件。其求解流程如图 7 所示。

具体的求解步骤为:

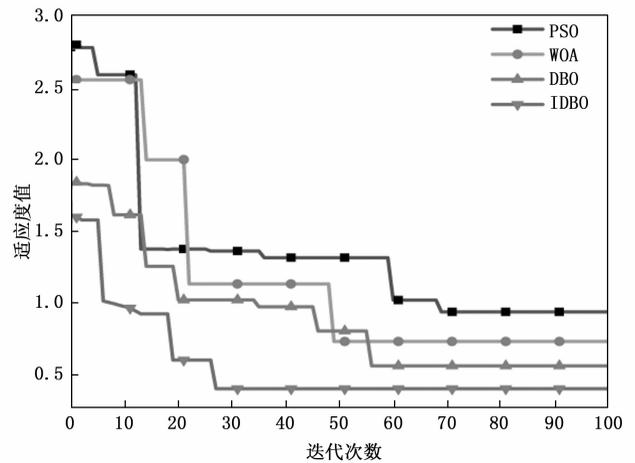


图 6 改进后的算法性能寻优对比

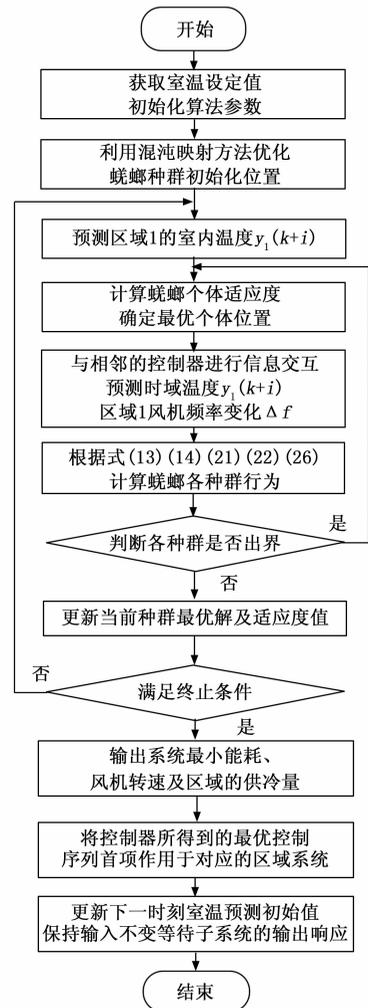


图 7 IDBO-DMPC 求解步骤

步骤 1: DMPC 初始化, 对空调系统各区域的风机进行设定并将其输入至各自的模型预测控制器。在每个控制周期内, 收集室外温度、室内设定温度、区域供冷量及相邻区域的室内温度等数据。

步骤 2: IDBO 算法初始化, 设定蜚螂种群规模 N 、解空间维度 d 、滚球和跳舞的蜚螂个数、繁殖和觅食的蜚螂个数、偷窃蜚螂个数、优化问题的边界条件以及最大迭代次数 T 。

步骤 3: 室内温度预测, 利用 LSTM 预测各区域下一时刻的室内温度及风机频率, 确定供冷需求。

步骤 4: 在特定的采样时刻 k , 设置迭代次数 T , 基于预测各区域室内温度, 独立计算风机频率的初始估计值, 并通过局域网络同步至各区域子系统。

步骤 5: 采用混沌映射初始化蜚螂种群位置, 根据式 (13) 和 (14) 计算蜚螂的跳舞和滚球行为。

步骤 6: 通过局部最优化调整风机转速, 设置蜚螂种群的位置和比例及约束条件, 将风机转速的初始位置作为蜚螂的最佳觅食区。根据式 (21) 和 (22) 计算蜚螂的繁殖和觅食行为, 利用适应度函数寻求最优解, 并将得到的最大值作为全局最优解。

步骤 7: 区域信息交互, 在 DMPC 架构内, 各区域控制器交换信息, 基于接收到的信息计算并优化各区域的供冷量和风机转速, 实现系统协调控制。

步骤 8: 根据式 (26) 计算更新后的偷窃行为。

步骤 9: 判断各个种群的位置信息是否超过设定的边界信息, 若未超出边界, 则继续进行下一步优化; 否则返回步骤 4 重新开始优化计算。

步骤 10: 更新当前蜚螂种群中所有蜚螂个体的位置和行为习惯, 比较种群中每个蜚螂的适应度值, 保留最佳适应度值及其位置。

步骤 11: 检查各区域 DMPC 控制器的迭代优化是否完成, 若完成, 则输出室内温度、系统最小能耗和区域供冷量。应用每个控制器的最佳控制序列首项, 更新子区域系统的室内温度初始值以备下次优化。优化后, 系统将采样时刻推至下一时刻, 循环执行优化步骤。

4 考虑需求响应的多区域供冷策略

4.1 定设定温度控制策略

4.1.1 基于室内温度的 DMPC

在分布式模型预测控制 (DMPC) 系统的构架中, 每个独立的区域子系统只需与周围的子系统进行信息交换。此方法使得整个系统的优化控制问题得以在各个子系统中分解处理, 每个子系统的控制器通过相互协调与优化的方式工作, 以满足各区域的差异化供冷需求。这不仅大幅降低了系统的运算负担, 而且增强了系统对复杂环境变化的响应能力。为室内多区域温度的 DMPC 原理机制。

利用 TRNSYS 仿真平台的相关设备模块构建空调系统, 并通过 Type155 模块实现与 MATLAB 的联合优化控制。模拟空调系统在优化调控下得到的最优控制变量, 并将这些最优变量反馈到 TRNSYS 中模拟运行, 其仿真连接如图 8 所示。

4.1.2 基于室内温度的 PID 反馈控制策略

在室内定温研究中, 本文选取比例—积分—微分

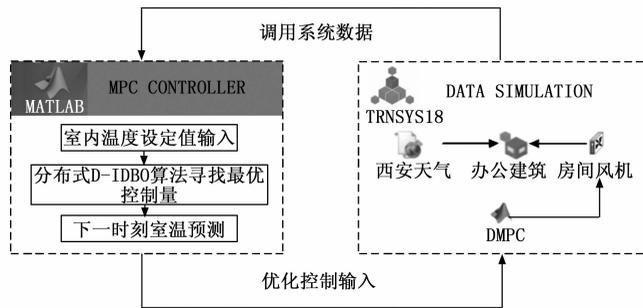


图 8 TRNSYS-MATLAB 联合仿真的 DMPC 温度优化

(PID) 控制作为对比, 以评估 DMPC 与 PID 在控制效果上的差异。PID 控制是自动控制领域的一种经典方法, 由比例、积分和微分三个控制环节组成。PID 控制的公式如 (27) 所示:

$$u(k) = K_p \times [e(k) + \frac{T_s}{K_I} \sum_{j=0}^k e(j) + K_D \frac{e(k) - e(k-1)}{T_s}] \quad (27)$$

式中, K_p 为比例系数, K_I 为积分系数, K_D 为微分系数, e 为室温与设定温度的偏差, T_s 为时间步长。

在基于室内温度的 PID 反馈控制架构中, PID 控制器的输出量风机转速 u , 用于调节区域的供冷量, 实现不同区域的供冷需求。分析建筑热惰性后发现, PID 微分环节容易引起系统震荡。为优化控制效果, 逐次调整比例、积分和微分参数, 并结合 TRNSYS 进行多次仿真实验。最终在 TRNSYS 的 PID 模块参数设置为: $K_p = -3.5, K_I = 0.07, K_D = 0.001$ 。

4.2 变设定温度的需求响应调控策略

4.2.1 室内温度优化调控策略

为进一步验证所提 DMPC 方法的控制性能, 通过变设定室温需求响应工况, 调控室内温度设定值进行验证和分析。该策略通过提高室内设定温度来减少空调系统末端冷负荷和设备功率, 从而降低系统的运行负荷, 进而参与到建筑需求侧的响应。

室温调控策略分为全天运行调控和高峰短时调控两种, 全天运行调控在空调系统的运行期间内将室温设定值调整至 25~27 °C, 以每上调 1 °C 设为一个独立工况, 共设定 3 种工况; 高峰短时调控则在用电高峰时段根据分时电价^[5]调整室温, 设定 6 种不同工况。通过计算峰时负荷转移率来评估需求响应时段内的空调系统能耗转移。具体的分时电价时段信息如表 7 所示。

表 7 分时电价划分表

电价时段	价格/(元/kW·h)	时段
高峰	1.287 9	8:00—11:00、16:00—20:00
平段	0.858 6	6:00—8:00、11:00—16:00、 20:00—23:00
低谷	0.429 3	0:00—6:00、23:00—0:00

结合表 7 中的分时电价时间段, 设定室内温度全天运

行调控优化策略基于人体热舒适度, 设定区间为 24~27 °C, 以 1 °C 的增量来设定不同的运行调控工况, 并以 24 °C 作为基准运行工况进行分析, 其余温度设为优化工况 1~3, 全天运行温度调控的具体设定如表 8 所示。

表 8 全天运行温度调控优化工况设定

	基准工况	全天运行温度调控优化工况 1~3
运行时间	08:00-19:00	8:00-19:00
室内温度 设定值	08:00-11:00 $T_{set}=24\text{ °C}$	08:00-11:00 $T_{set}=25/26/27\text{ °C}$
	11:00-16:00 $T_{set}=24\text{ °C}$	11:00-16:00 $T_{set}=25/26/27\text{ °C}$
	16:00-19:00 $T_{set}=24\text{ °C}$	16:00-19:00 $T_{set}=25/26/27\text{ °C}$

由表 7 可知, 调控的关键时段为 8:00-11:00 和 16:00-20:00 两个高峰区间。实施高峰短时调控策略时, 空调系统在用电高峰时段的设定温度比其余时段高 1 °C, 形成 2 种优化工况。通过提高峰时段的温度设定值, 并利用分时电价来转移峰时负荷。高峰短时调控策略工况设置见表 9。

表 9 空调系统高峰短时调控策略工况设置

	短时间调控工况 4	短时间调控工况 5
运行时间	08:00-19:00	08:00-19:00
室内温度 设定值	08:00-11:00, $T_{set}=25\text{ °C}$	08:00-11:00, $T_{set}=26\text{ °C}$
	11:00-16:00, $T_{set}=26\text{ °C}$	11:00-16:00, $T_{set}=27\text{ °C}$
	16:00-19:00, $T_{set}=24\text{ °C}$	16:00-19:00, $T_{set}=25\text{ °C}$

4.2.2 预冷和启停优化调控策略

启停控制是变设定温度调控中调控负荷中最直接的方式。该策略主要在保证停机时室温不影响人员热舒适的前提下, 对冷源设备进行短暂停机。为了避免因频繁启停导致能耗增加, 需要设置一个合理的调控时段区间^[23], 探究启停控制在需求响应中的调度潜力, 实现系统峰时负荷的转移。

在设定空调系统的启停控制时, 应避免空调刚开始运行及室外温度最高的时间段。以减少室温波动对舒适度的影响。同时启停时段应结合分时电价时段, 在电价峰时段期间调节空调负荷以降低运行能耗。通过分析该建筑在夏季典型日空调系统用电功率及分时电价, 如图 9 所示。可以实现更加精确的能源优化。

在制定启停控制策略时, 需结合分时电价考虑室温波动对人员热舒适度的影响。避开 8:00-9:00 的启动时段和 14:00-17:00 的温度高温期, 选择在 9:00-14:00 和 17:00-19:00 之间进行停机设置。考虑到办公人员中午的餐休以及充分利用空调系统的余冷和建筑热惰性, 综合以上因素, 设定 11:00-12:00 和 18:30-19:00 为停机时段, 并引入预冷措

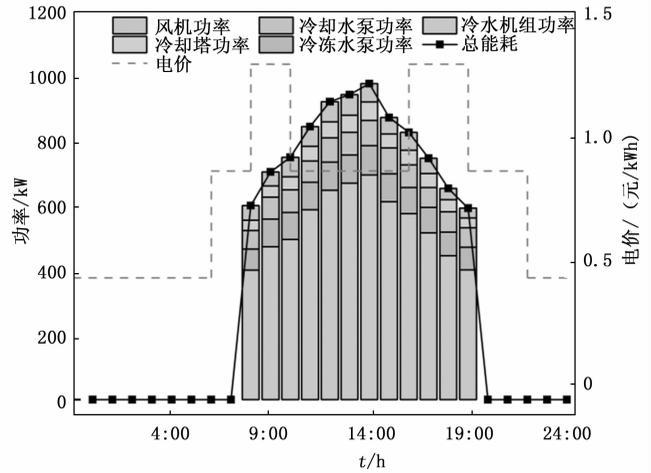


图 9 夏季典型日空调系统的用电功率及分时电价情况

施以优化负荷调控, 形成 2 种预冷启停优化工况。具体的预冷启停工况设置见表 10。

表 10 预冷和启停优化工况设置

	预冷启停优化工况 1	预冷启停优化工况 2
运行时段	08:00-19:00	08:00-19:00
预冷时段	7:00-8:00, $T_{set}=24\text{ °C}$	7:00-8:00, $T_{set}=25\text{ °C}$
其余时段	08:00-11:00, $T_{set}=25\text{ °C}$	08:00-11:00, $T_{set}=26\text{ °C}$
	12:00-16:00, $T_{set}=24\text{ °C}$	12:00-16:00, $T_{set}=24\text{ °C}$
	16:00-18:30, $T_{set}=26\text{ °C}$	16:00-18:30, $T_{set}=27\text{ °C}$
启停时段	11:00-12:00	11:00-12:00
	18:30-19:00	18:30-19:00

具体操作过程如下: 通过在谷时段实施预冷策略并利用建筑热惰性调节空调系统运行能耗。系统在早上 7:00 开启, 预设 24 °C 预冷 1 h 至 8:00, 此阶段对应电价平时段; 为迎接 8:00-11:00 的电价高峰期, 室内温度调整至 25 °C, 由于 7:00-8:00 的预冷以及建筑的热惰性作用, 室温会缓慢上升至 25 °C 并维持在该设定值附近。11:00-12:00 人员餐休时, 对空调系统的冷源设备进行启停控制, 系统维持低频运行。中午 12:00-16:00 随着室外温度的升高, 空调设定值调为 24 °C。下午 16:00 将设定值调至 26 °C, 为了充分利用空调机组的余冷和降低峰时负荷, 在 18:30 对冷源设备进行停机设置, 利用余冷至 19:00 下班。

5 实验结果对比分析

5.1 DMPC 与 PID 的定设温结果分析

为确保定温控制策略在同一工况下的可比性, 选取夏季典型日 8 月 1 日作为分析基准日。空调系统的运行时间为 8:00-19:00, 期间对 5 个研究区域收集相关数据。所有区

域的初始温度设定为 29 °C, 舒适温度设在 23~27 °C。根据表 11 的设定温度优化调整各区域的室内温度。

表 11 各区域室内温度设定值 °C

区域名称	Zone1	Zone2	Zone6	Zone7	Zone8
初始温度	29	29	29	29	29
设定温度	23	24	25	26	27

根据所提出的 D-IDBO 算法对定温工况下各区域室内温度进行模型预测控制, 参照表 11 在 1.4 节中 TRNSYS 仿真

系统设置各区域的室内温度设定值, 其室温和 PMV 变化及 DMPC 的运行能耗结果如图 10 所示。

从图 10 中可以看出在典型日中, 虽然各个区域的室外温度波动幅度较大, 但通过 DMPC 的调控, 各区域室内温度基本稳定在设定值附近, 温差控制在 ±0.5 °C 以内, 证明 DMPC 具有较好的控制性和稳定性。此外, 空调系统的运行能耗变化与室内外温度密切相关。当室内温度设定较低且室外温度较高时, 系统运行能耗显著增加。

考虑到办公区域人员密度的变化及室外温度的波动,

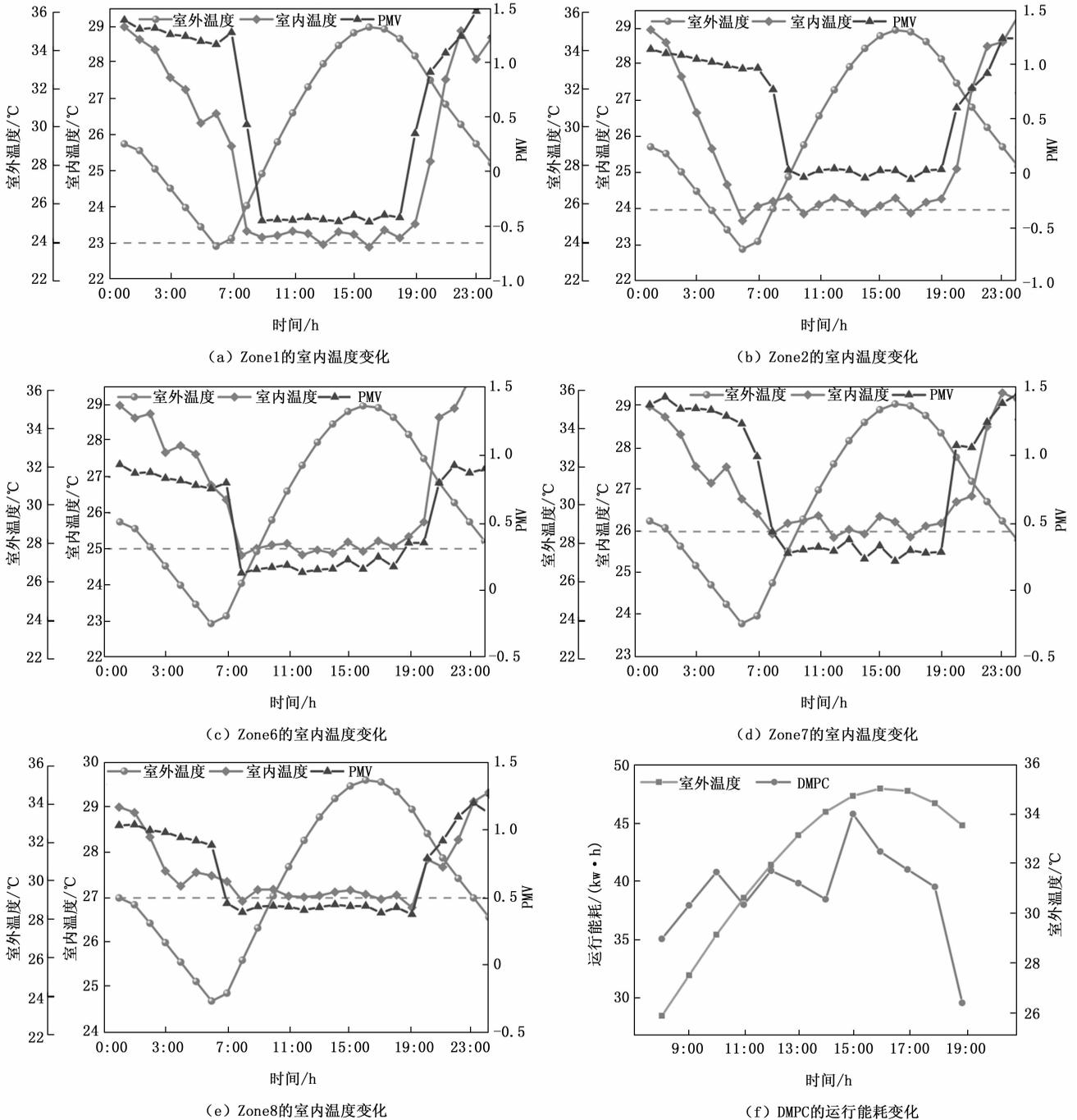


图 10 夏季工况典型日下各区域室内温度及能耗优化结果

通过调节各区域供冷量以满足其供冷需求变化。将本文提出的 DMPC 控制方法与 PID 温度反馈控制在室内温度达到设定值的响应进行比较,以验证所提方法的性能。图 11 为在两种控制方法下各区域的室内温度达到设定值的动态调节过程。

从图 11 中可以看出,DMPC 控制方法相较于 PID 在调节室内温度至设定值方面的显著优势。DMPC 通过精准地预测室内温度变化并进行迭代计算,实现了更快速地室内温度调整,有效缩短了达到设定温度的响应时间。

在研究的 5 个区域内,DMPC 相较于 PID 控制方法可以更快地实现目标温度的控制,这得益于其网络协作架构下,该架构支持区域间交换控制信息,从而优化各区域的温度响应调节过程。特别是在温度设定值较高的 Zone7 和 Zone8 的区域,DMPC 通过利用建筑的热惰性加快室内温度的响应调控过程。而在冷量需求较高的区域,其区域的设定温度通常较低,DMPC 通过预先调整,逐步增加供冷量,避免初期供冷量过大所造成能源浪费。

为了验证 DMPC 控制方法的性能优势,将其与 PID 控制方法在夏季典型日下,进行定温工况误差对比分析。通过计算均方根误差 RMSE、平均绝对误差 MAE 和决定系数 R^2 三个关键的误差性能指标,定量分析这两种控制方法在定温工况下的控制精度与稳定性,所得结果如表 12 所示。

通过对各区域温度响应误差的分析,DMPC 控制策略可以有效地将室内温度的平均绝对误差控制在 5% 以内。确保了室内温度与设定值的一致性和快速的迭代收敛能力。能

表 12 各个区域房间温度响应误差对比表

方法	各区域误差评价指标对比				
	区域	RMES	MAE	R^2	迭代次数
DMPC	Zone1	0.045	0.043	0.932 6	
	Zone2	0.053	0.048	0.964 7	
	Zone6	0.083	0.046	0.957 5	
	Zone7	0.047	0.028	0.917 4	
	Zone8	0.078	0.036	0.902 3	
PID	Zone1	0.098	0.049	0.856 3	/
	Zone2	0.076	0.079	0.887 9	
	Zone6	0.129	0.168	0.854 6	
	Zone7	0.093	0.114	0.867 2	
	Zone8	0.064	0.158	0.886 4	

快速调整至设定温度。相较之下,PID 在控制精度上有明显不足,其平均绝对误差和均方误差根分别达到了 11.36% 和 9.2%,远不如 DMPC 的控制精度。DMPC 所控制下的决定系数均比 PID 接近于 1。因此本文所提出的 DMPC 在室内温度优化控制及降低系统运行能耗上有更好的性能,为后续的变设定温度工况提供良好的控制基础。

5.2 室温优化与预冷启停变设温结果分析

本研究采用 DMPC 控制通过设定 1 °C 增量设置 5 种温度优化工况进行室内变设定温度调控分析。以 24 °C 为基准工况进行研究分析全天运行温度优化调节及高峰短时段调控优化策略对系统运行能耗分析,温度优化调控结果如图 12 所示。

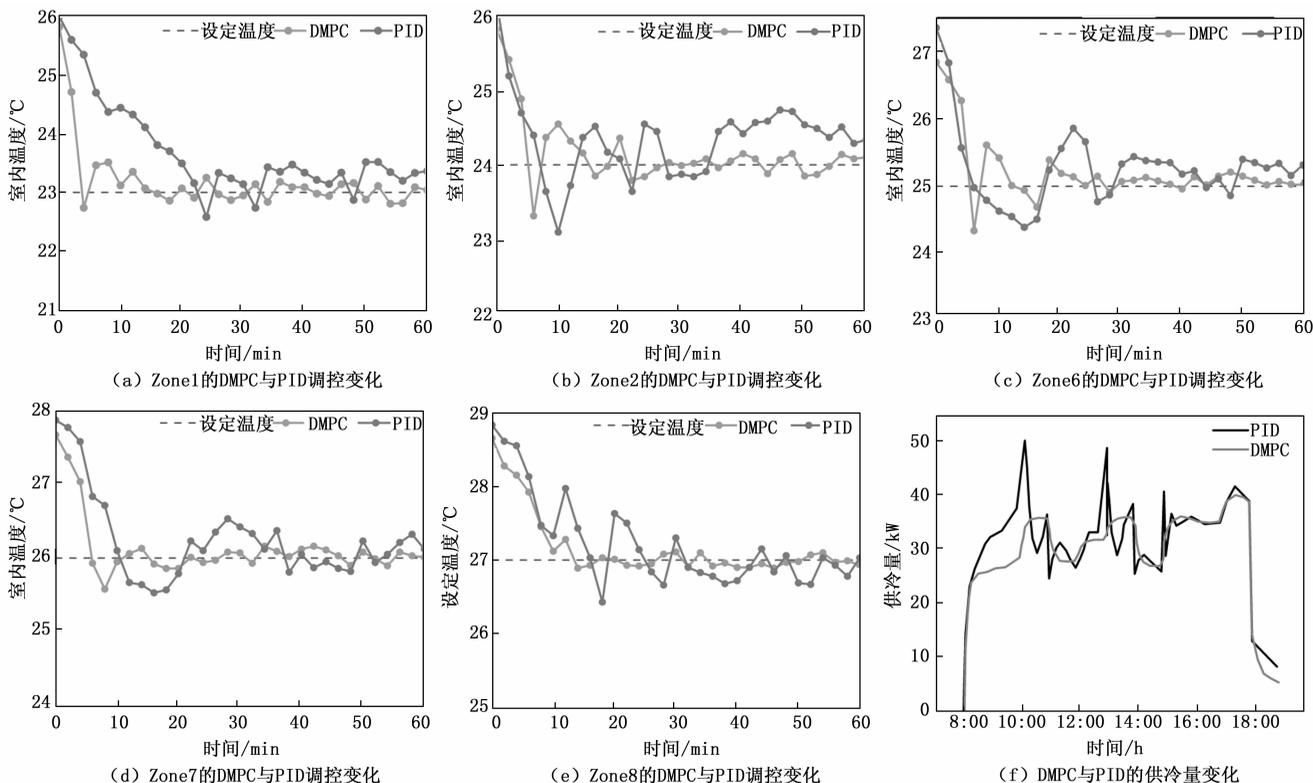


图 11 DMPC 与 PID 室内温度和能耗优化对比

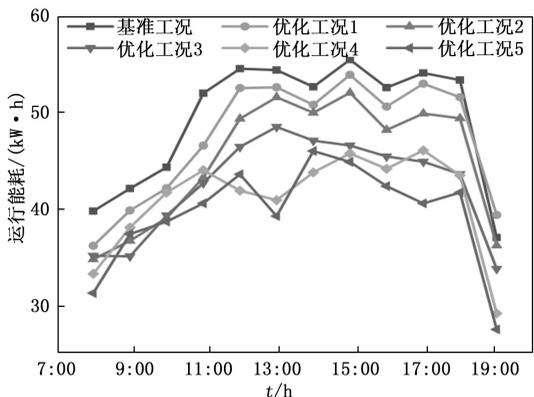


图 12 室温优化调控策略的运行能耗变化图

由图 12 可知, 随着室外环境温度的升高, 空调系统的运行能耗呈现上升趋势, 适当提高室内设定温度则可有效降低系统运行能耗。在具体的工况分析中, 工况 3 相较于于工况 1 和 2, 运行能耗显著降低。此外, 与全天运行温度优化策略相比, 采用高峰短时调控优化, 节能效果显著。尤其是工况 4 和工况 5 在削减能耗峰值方面表现优异。

然而办公建筑在夜间的停机导致冷冻水温上升, 造成每日空调初次启动时, 系统运行能耗会短暂急升。进入中午时段, 随着室内热负荷的减少, 系统运行能耗有所下降。当日最高温度到来时, 系统运行能耗会再次上升。此时适当提高室内设定温度能有效减少运行能耗。

深入分析变设定温度优化调控中预冷启停优化工况, 结合分时电价和 DMPC 控制方法对预冷启停工况进行能耗分析, 预冷启停的 2 种优化工况结果如图 13 所示。

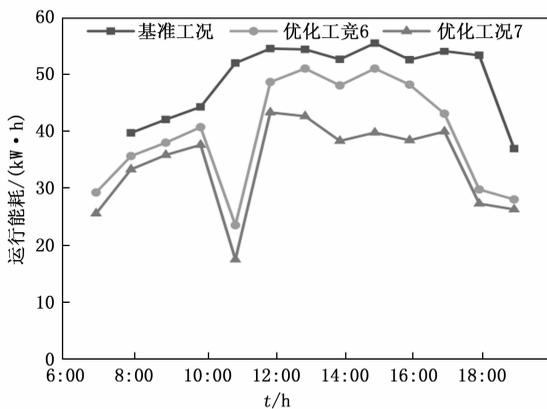


图 13 预冷启停优化控制调控策略

由图 13 可知, 通过采用分时电价对高峰时段进行有效调控, 可以很好地削减冷负荷, 降低负荷峰值。当空调运行时段の設定温度适当提高, 且保持高峰时段比其余时段の設定温度高 1℃时, 两种预冷启停优化工况的负荷均有所降低, 优化工况 7 在室外温度最高时段的削峰效果最为明显。在空调系统运行高峰时段 8:00—11:00 和 16:00—19:00 进行启停控制, 可以有效地减少运行能耗和峰时负荷。并且两种优化工况由于 7:00—8:00 的预冷处理, 工况 6 相

于基准工况日累计运行能耗减少 19.91 kW·h; 工况 7 日累计运行能耗减少 29.22 kW·h。

为分析夏季预冷启停控制对峰时负荷转移的影响, 统计 8 月 1 日至 8 月 15 日期间两种预冷启停工况的能耗情况, 对比基准工况比较两种预冷启停优化工况下所产生的运行能耗, 如表 13 所示。为进一步量化分析比较两种优化工况在峰时段的能耗转移效果, 引用峰时负荷转移率 φ 用以衡量需求响应时段内空调系统能耗转移效率。计算公式如下:

$$\varphi = \frac{\Delta Q_h}{Q_h} \% \quad (28)$$

式中, φ 为负荷转移率, ΔQ_h 为峰时段负荷向其他时段转移的运行能耗 (kW·h), Q_h 为系统峰时段运行负荷 (kW·h)。

表 13 预冷启停优化工况下的能耗对比分析 kW·h

日期	基准工况	优化工况 6	优化工况 7
8.1	540.07	548.13	545.36
8.2	543.63	544.36	540.93
8.3	545.35	554.28	541.63
8.4	557.63	561.36	554.13
8.5	561.24	560.74	560.63
8.6	562.63	561.58	557.62
8.7	561.24	556.51	540.17
8.8	557.63	548.36	543.11
8.9	544.73	540.96	537.01
8.10	539.62	541.39	536.27
8.11	536.19	543.35	538.19
8.12	540.83	549.11	546.02
8.13	547.91	551.63	535.55
8.14	546.38	548.81	547.58
8.15	550.21	551.64	542.83

根据表 13 的分析可知, 预冷启停的两种优化工况相较于基准工况在能耗方面均有所下降。在这两种优化工况中, 工况 7 的能耗优化最为明显。通过式计算得出优化工况 6 和优化工况 7 在夏季典型日的空调系统峰时运行负荷转移率分别约为 27.29% 和 29.16%。

以优化工况 7 为例, 进行峰时负荷转移分析, 预冷启停优化工况得益于 7:00—8:00 预冷平时段提供的冷量以及建筑热惰性的作用, 在 8:00—11:00 的峰时段, 能耗转移到平时段的比例为 16.79%。而在下午的 16:00—19:00 峰时段, 通过调高室内温度设定值和 在 18:30—19:00 提前半小时停机, 实现了负荷转移, 其中室温调整所节省的能耗约 18.49%, 提前停机则节省 12.37% 的耗电量。统计分析两种优化工况在 8 月 1 日至 8 月 15 日的峰时负荷转移率如图 14 所示。

由图 14 可知, 随着室外温度升高, 两种优化工况的峰时负荷转移率会有所下降。主要由于室外温度的升高和建筑热惰性的影响, 预冷的效果受到限制, 导致冷量保持时间缩短, 高峰时段内增加冷负荷的需求。尽管如此, 通过

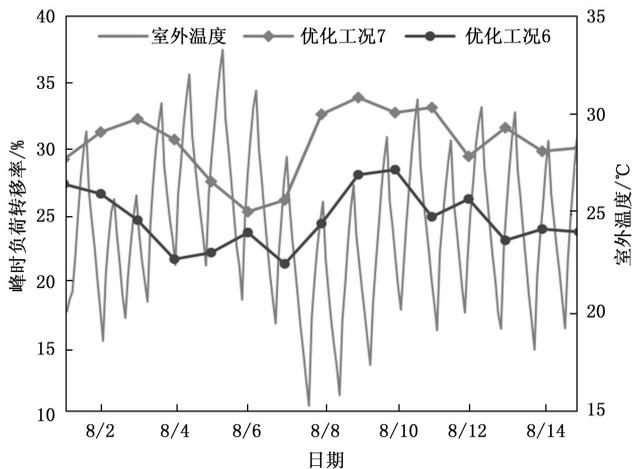


图 14 预冷启停两种优化工况的峰时负荷和转移率

提高峰时段内的温度设定值还是可以很好地转移峰时段的负荷。

6 结束语

针对办公建筑夏季用电高峰期导致电网出现用电短缺和高峰时段负荷压力大等问题,以西安市某办公建筑作为研究对象,提出了一种基于改进蜣螂优化算法的多区域空调系统模型预测控制方法。构建一个多区域空调系统模型预测控制供冷调控模型,以系统最小能耗和室内温度与设定温度误差最小为优化目标,通过改进的蜣螂算法求解 DMPC 的滚动优化。得出如下结论:

1) 在所研究的 5 个区域中,通过改进后蜣螂算法优化的 DMPC 与传统 PID 进行定温工况比较,结果表明 DMPC 在迭代速度和控制精度上均优于 PID。在所研究的 5 个区域中,DMPC 比 PID 温度反馈的控制方法的响应速度提升了 8.91%、8.65%、12.04%、5.79% 和 1.79%。

2) 通过变设温优化与预冷启停调控的方法进一步验证 DMPC 的控制性能。最终实验表明预冷启停两种优化工况的峰时负荷转移率分别为 27.29% 和 29.16%,有效地实现系统峰时段的冷负荷转移。

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 2022 (公共建筑专题) [M]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2022.

[2] 孙洪鹏, 陈晨, 张广智. 国内大型公共建筑空调系统运行管理现状调查研究 [J]. 建筑节能, 2020, 48 (10): 8-13.

[3] 宋梦, 高赐威, 苏卫华. 面向需求响应应用的空调负荷建模及控制 [J]. 电力系统自动化, 2016, 40 (14): 158-167.

[4] LI W Q, GONG G C, REN Z J, et al. A method for energy consumption optimization of air conditioning systems based on load prediction and energy flexibility [J]. Energy, 2022, 243: 120-131.

[5] 赵洪山, 赵航宇, 侯杰群, 等. 需求响应对配电网供电可靠性

影响分析 [J]. 电力自动化设备, 2017 (1): 8-14.

[6] 张鑫洋, 孟庆龙, 李辉, 等. 集中空调系统需求响应潜力分析 [J]. 电力需求侧管理, 2023, 25 (6): 57-62.

[7] 杨济如, 石坤, 崔秀清, 等. 需求响应下的变频空调群组削峰方法 [J]. 电力系统自动化, 2018, 42 (24): 44-56.

[8] 陈羽飞, 闫秀英, 门琪. 基于改进人工蜂群算法的 VRV 空调需求响应功率削减策略 [J]. 计算机测量与控制, 2023, 31 (10): 263-272.

[9] 王庆泽, 陈星莺, 颜庆国, 等. 分时电价环境下的办公建筑空调负荷双层柔性优化控制策略 [J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45 (21): 43-50.

[10] 奚源, 孟庆龙, 任效效, 等. 基于 Elman 神经网络的蓄能空调需求响应策略研究 [J]. 建筑科学, 2022, 38 (4): 190-197.

[11] AFRAM A, JANABI-SHARIFI F, FUNG AS, et al. Artificial neural network (ANN) based model predictive control (MPC) and optimization of HVAC systems: a state of the art review and case study of a residential HVAC system [J]. Energy and Buildings, 2017, 141 (4): 96-113.

[12] 王永顺. 办公建筑空调末端预测控制策略研究 [D]. 北京: 北京建筑大学电气与信息工程学院, 2019.

[13] HUANG G, WANG S, XU X. A robust model predictive control strategy for improving the control performance of air-conditioning systems [J]. Energy Conversion and Management, 2009, 50 (10): 2650-2658.

[14] 陆耀庆. 实用供热空调设计手册 [M]. 中国建筑工业出版社, 1993.

[15] 赵廷法, 王瑞华, 王普. VAV 中央空调能耗建模与仿真研究 [J]. 计算机仿真, 2010, 27 (3): 326-329.

[16] 林立昌, 刘青荣, 阮应君. 基于实测数据并联变频水泵运行优化 [J]. 科学技术与工程, 2020, 20 (30): 12546-12551.

[17] 于军琪, 赵何超, 陈登峰. 基于 IW-ABC 算法的冰蓄冷空调系统优化调度研究 [J]. 建筑科学, 2023, 39 (8): 124-133.

[18] 邵滢莹, 彭晋卿, 殷荣欣, 等. 风机盘管空调系统参与需求响应的适应性研究 [J]. 建筑科学, 2022 (2): 195-201.

[19] XUE J K, SHEN B. Dung beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization [J]. The Journal of Supercomputing, 2023, 79 (7): 7305-7336.

[20] 叶海, 魏润柏. 热环境客观评价的一种简易方法 [J]. 人类工效学, 2004, 10 (3): 16-19.

[21] LU C, GU J, LU W. An improved attention-based deep learning approach for robust cooling load prediction: public building cases under diverse occupancy schedules [J]. Sustainable Cities and Society, 2023, 96: 104679.

[22] 高金兰, 王天. 基于 VMD-IWOA-Dung beetle optimizer: A new meta-heuristic algorithm for global optimization LSSVM 的短期负荷预测 [J]. 吉林大学学报 (信息科学版), 2021, 39 (4): 430-438.

[23] 马倩倩. 需求响应下办公建筑空调柔性负荷调度潜力研究 [D]. 青岛: 青岛理工大学, 2022.