

DOI:10.3969/j.issn.2097-0706.2024.03.002

# 基于预测负荷的暖通空调系统优化调度

Optimal scheduling of HVAC systems based on predicted loads

孙健<sup>1</sup>, 张云帆<sup>2</sup>, 蔡潇龙<sup>1</sup>, 刘鼎群<sup>1</sup>

SUN Jian<sup>1</sup>, ZHANG Yunfan<sup>2</sup>, CAI Xiaolong<sup>1</sup>, LIU Dingqun<sup>1</sup>

(1. 华北电力大学 新能源电力系统全国重点实验室, 北京 102206; 2. 中移园区建设发展有限公司 设计部, 北京 102206)

(1. State Key Laboratory of Alternate Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Beijing 102206, China; 2. Design Department, China Mobile Park Construction and Development Company Limited, Beijing 102206, China)

**摘要:** 随着我国“双碳”目标的提出, 公共建筑能耗低碳化成为重点研究领域, 其中基于冷热负荷预测结果优化供能系统调度策略是实现“按需供能”的有效技术手段。针对公共建筑, 基于热阻法构建了冷热负荷预测模型, 根据负荷预测结果, 采用改进粒子群优化(PSO)算法对复合冷热源供能系统的负载、水网供回水温度和流量、阀门开度以及泵组启用台数进行迭代寻优, 以供能系统运行成本、机组寿命和环保性为优化目标提出全工况最佳运行策略。基于研究成果对某公共建筑冬季供热系统进行节能改造, 可在满足建筑热负荷、平衡水力工况和延长机组运行寿命的同时, 分别实现降低泵组功耗 10.66%、系统运行成本 21.52%。结果符合理论实际, 证明了所提方法的可行性与有效性, 为公共建筑的按需供热、节能运行提供了有效参考。

**关键词:** “双碳”目标; 等效热阻; 负荷预测; 复合冷热源系统; 粒子群优化算法; 多目标优化

**中图分类号:** TK 01+8

**文献标志码:** A

**文章编号:** 2097-0706(2024)03-0012-08

**Abstract:** With the proposal of "dual-carbon" goal in China, the decarbonization of energy consumption in public buildings has become a key research area, in which optimizing the scheduling strategy for energy supply systems based on the prediction results of hot and cold loads is an effective technological means to achieve the "on-demand energy supply". A hot and cold load prediction model for public buildings is constructed based on the thermal resistance method. According to the load prediction results, control optimization is performed on the parameters of an energy supply system by improved particle swarm algorithm (PSO), with the objectives of minimizing operating costs, reducing environmental costs and prolonging the service life of units. After iterative optimization on the parameters including the load of the combined cold-heat-power supply system, temperatures and flow rates of supply and return water, openings of valves and number of operating pump units, an optimal operation strategy under all operation conditions is proposed. A public building taking the proposed optimal operation strategy to update its heating system can reduce the power consumption of pump units by 10.66% and cut the operating cost by 21.52%, while meeting the heating demand of the building, balancing the hydraulic conditions and extending the operating life of the units. The consistency of the test results and the theoretical data proves the feasibility and effectiveness of the method proposed, providing an effective reference for on-demand heat supply and energy-saving operation of public buildings.

**Keywords:** "dual-carbon" goal; equivalent thermal resistance; load forecasting; combined cold-heat-power supply system; particle swarm optimization algorithm; multi-objective optimization

**基金项目:** 国家重点研发计划项目(2019YFE0104900); 国家自然科学基金项目(52090062); 中央高校基本科研业务费专项资金资助(2020MS009); 中移园区建设发展有限公司科技项目(2023-282)

National Key R&D Program of China (2019YFE0104900); National Natural Science Foundation of China (52090062); Project Supported by the Fundamental Research Funds for the Central Universities (2020MS009); Science and Technology Project of China Mobile Park Construction and Development Company Limited(2023-282)

## 0 引言

根据《中国建筑能耗与碳排放研究报告(2022)》, 2020 年全国建筑能耗总量为 22.7 亿 t 标准煤, 占全国能源消费总量比重为 45.5%。其中暖通空调 (Heating Ventilation and Air Conditioning,

HVAC)系统能耗占建筑总能耗的50%以上,约占社会总能耗的20%以上<sup>[1]</sup>。因此,建筑能耗低碳化是我国“双碳”目标下的重点研究领域,其中公共建筑节能降碳是主要研究领域之一。现阶段,我国HVAC系统低碳化研究的痛点在于基于负荷预测结果的冷、热源控制策略粗糙,难以充分实现“按需供给”,节能效果受限<sup>[2-3]</sup>。

为了实现基于预测负荷的供能系统高效调度,国内外学者做了大量研究。Ben-Nakhi等<sup>[4]</sup>采用ESP-r建筑模拟软件进行负荷模拟,作为真实负荷数据,并利用广义回归神经网络(GRNN),通过遗传算法对下一天的负荷进行预测。结果表明,采用神经网络所得负荷数据与ESP-r所得负荷之间的相关性接近1:1。Chen等<sup>[5]</sup>提出了一种基于权重聚类的训练模式识别算法,该方法通过调节不同输入变量对输出负荷的权重,获得更好的聚类效果,增强了与不同预测模型的适配性,提高了负荷预测的准确性。王东等<sup>[6]</sup>通过建立径向基函数(RBF)、线性、Sigmoid模型,对某建筑进行热负荷预测和训练。结果表明,RBF空调负荷预测模型相关系数为95%,误差最小。赵笑言等<sup>[7]</sup>通过对多项式回归、神经网络、Lasso回归等5种算法的对比分析,得出采用反向(BP)神经网络时,相较经验预测结果精度提升8.7%。贺延壮等<sup>[8]</sup>提出了一种新的办公建筑负荷预测方法,逐时冷负荷分配系数法,可维持预测精度85%以上。李胜涛<sup>[9]</sup>采用遗传算法弥补BP神经网络算法易于陷入局部最小、容错差、收敛慢等缺点。结果表明,相较于单独使用BP神经网络,可降低15%的误差。上述负荷预测方法在仿真试验方面效果显著,但在工程应用方面具有一定局限性。其中利用神经网络的负荷预测方法往往为纯数据驱动,过度依赖历史数据,难以应对我国集中供热模式下,数据难以收集的问题<sup>[10]</sup>。而且纯数据驱动的预测模型,参数选择过程不确定性高,调参过程费时费力,缺乏可解读性,难以在实际工程中广泛使用<sup>[11]</sup>。

Olszewski等<sup>[12]</sup>配置了4台相同类型的泵并联使用,设计了功耗最小化、效率最大化、流量均衡3种优化策略,通过遗传算法进行寻优,判断泵的开启台数,以得到最佳的控制策略。Zhang等<sup>[13]</sup>提出了一种混合控制方法。以最小功耗作为寻优目标,来实现泵的灵活调节和室温的精确调节。结果表明,在与泵组群控策略相比较时,节能率提高了15.32%。于军琪等<sup>[14]</sup>提出了一种针对并联水泵的分布式概率估计优化算法,相比于遗传算法具有更快的收敛速度和更强的全局收敛能力。侯丹琳

等<sup>[15]</sup>采用粒子群优化(PSO)算法对HVAC过程对象进行辨识,相较于常规的比例积分微分(PID)控制方法,无须专业人员按照以往的工程经验设定参数,并且在保障操作简化的同时结果精确度更高。陈阳等<sup>[16]</sup>对泵组及制冷机组进行建模分析,并采用天牛须-PSO算法,以系统能耗最小作为目标进行优化处理。结果表明,相较于传统的定送风温度控制,天牛须-PSO算法节能量最高可达252 kW,节能率为20%。左楠楠等<sup>[17]</sup>建立了热平衡和HVAC系统模型,并提出了日前调度与实时调度两阶段调度方案,结果表明,通过该方案系统运行功耗下降9.29%。颜永民等<sup>[18]</sup>采用二进制编码遗传算法,应用于空调冷热源系统,经优化后约节能7%。上述案例中所应用调度优化算法部分优化目标单一,控制策略粗造,未考虑系统整体的关联性,不能满足工程要求。而且部分优化算法存在容易早熟,陷入局中最优的缺点,在实际工程的非线性多目标求解问题中尤为常见<sup>[19]</sup>。

综上所述,本研究针对公共建筑,采用热阻法构建冷热负荷预测模型,这种基于物理传热过程建立的模型,表现出极好的可解读性,在工程中具有简单高效、可靠稳定、适用性强的优点。同时,以系统运行成本、机组寿命和环保性为优化目标,根据负荷预测结果,采用改进PSO算法(引入线性惯性权重、学习因子和平均个体最优值),对复合冷热源供能系统和管网控制部件进行迭代寻优,提出最优的全工况运行策略。

## 1 基于热阻法的建筑负荷预测方法

### 1.1 主要冷热负荷源建模

公共建筑冷热负荷源种类不一、数量繁多,为提高负荷预测模型理论计算效率和工程实施可行性,忽略部分不常见且传热负荷微小的部件,并将传热原理相同的部分进行等效合并,利用热阻法对建筑主要冷热负荷源进行热力学建模,步骤如下。

(1)确定建筑的结构和几何形状。

(2)确定材料参数,包括导热系数、热容量等。

(3)确定热传递从室内到外部环境或不同区域之间的传热方式。

(4)建立热阻网络模型,根据建筑的结构和热传递路径,建立热阻网络模型。

(5)确定建筑的边界条件,包括室外温度、室内温度、相对湿度、太阳辐射等。

(6)求解热阻网络模型,得到建筑中不同区域或表面的温度分布,根据温度分布和边界条件,计算建筑中各个区域或表面的冷热负荷。

此外,建模过程中考虑了人员活动、照明、设备热负荷等影响因素。具体建模过程中,计算对流传热负荷的表达式为

$$P = A \frac{\Delta t}{R}, \quad (1)$$

$$\Delta t = t_n - t_w, \quad (2)$$

$$R = R_1 + R_2 + R_3 + R_4, \quad (3)$$

式中: $P$ 为传热过程中的基本冷热负荷,kW; $\Delta t$ 为室内外温差,℃; $A$ 为墙体面积,m<sup>2</sup>; $R$ 为换热过程中的总热阻,m<sup>2</sup>·℃/kW; $t_n, t_w$ 分别为室内、外温度,℃; $R_1, R_2, R_3, R_4$ 分别为供热水与室内空气的换热过程、室内空气与室内墙壁的换热过程、墙壁本身的换热过程和墙壁与室外空气的换热过程的换热热阻,m<sup>2</sup>·℃/kW。

$$R_1 = \frac{\frac{\exp(N_{TU,h})}{G_h} - \frac{\exp(N_{TU,c})}{G_c}}{\exp(N_{TU,h}) - \exp(N_{TU,c})}, \quad (4)$$

$$R_i = \frac{1}{K_i A_i}, i=1, 2, 3, 4, \quad (5)$$

式中: $N_{TU,h}$ 和 $N_{TU,c}$ 分别为传热过程中热端和冷端传热单元数,即传热介质热导与热流体、冷流体的热容量流之比; $G_h$ 和 $G_c$ 分别为热流体和冷流体的热容量流率,kW/℃; $K_i$ 为每个对流传热的总换热系数,W/(m<sup>2</sup>·℃); $A_i$ 为每个对流传热的换热面积,m<sup>2</sup>[20]。

## 1.2 负荷预测算例分析

为验证上述基于热阻法建立的冷热负荷预测模型可行性和精确度,以某公共建筑为例,分别采用热阻法和TRNSYS商业软件对该建筑进行负荷预测结果对比。

该公共建筑位于北京(寒冷地区),该建筑房间为办公室、会议室、数据机房等,选定该建筑供热季节某一天的室外温度,维持室温22℃,所得热负荷预测结果对比如图1所示。

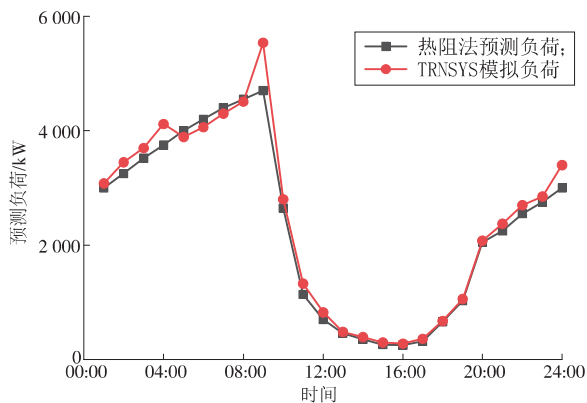


图1 热阻法与TRNSYS预测负荷对比

Fig. 1 Loads predicted by thermal resistance method and TRNSYS

由图1可知,09:00开始进入工作时间,人员密度增大,人员、设备散热量明显升高,所需供热负荷呈下降趋势。随着时间推移,室外温度升高,太阳辐射增大,所需供热负荷在14:00—16:00达到最小值。另一方面,热阻法所得预测负荷与建筑实际热负荷变化趋势基本趋同,且与TRNSYS模拟负荷的平均误差为8%,说明本研究基于热阻法所构建的建筑负荷预测模型精度较高,可以满足公共建筑的冷热负荷预测需求。

## 2 基于PSO算法的空调系统优化调度

### 2.1 主要控制部件建模

该研究基于热力学第一定律和质量守恒定律,采用Matlab软件对主要控制部件建立物理模型,基于设备厂家提供的性能数据建立回归模型。为了简化建模过程并提高软件求解的效率,对模型作以下假设。

(1)忽略换热器表面热损失,认为传热流体不存在与管道外界的热量交换。

(2)忽略控制部件对控制指令的响应时间,即控制指令下达前后的时间步长内系统皆处于稳态运行。

(3)忽略冷热流体密度随温度的变化,且认为冷热流体为不可压缩流体。

#### 2.1.1 板式换热器

本研究采用的水-水换热器,属于无相变化的逆流传热过程,且已知冷、热侧流体的进出口温度,因此采用对数平均温差法建立换热器模型。其表达式为

$$\Delta t_a = \frac{(t_{hg} - t_{cg}) - (t_{hh} - t_{ch})}{\ln \frac{t_{hg} - t_{cg}}{t_{hh} - t_{ch}}}, \quad (6)$$

式中: $\Delta t_a$ 为板式换热器逆流对数平均温度,℃; $t_{hg}, t_{hh}, t_{cg}, t_{ch}$ 分别为换热器热侧和冷侧供回水温度,℃。

换热器的传热效率是换热器实际传热量 $Q$ 与其无限大传热面积时最大可能传热量 $Q_{\max}$ 之比,表征了换热器换热量与冷热流体流量的关系,无相变逆流换热时,其表达式如下。

当 $c_{p,h}$ 较小时

$$\varepsilon = \frac{c_{p,h}(t_{hg} - t_{hh})}{c_{p,h}(t_{hg} - t_{ch})} = \frac{t_{hg} - t_{hh}}{t_{hg} - t_{ch}}, \quad (7)$$

当 $c_{p,c}$ 较小时

$$\varepsilon = \frac{c_{p,c}(t_{cg} - t_{ch})}{c_{p,c}(t_{hg} - t_{ch})} = \frac{t_{cg} - t_{ch}}{t_{hg} - t_{ch}}, \quad (8)$$

式中: $c_{p,h}, c_{p,c}$ 为板式换热器热、冷流体的比定压热



容,  $\text{kJ}/(\text{kg} \cdot ^\circ\text{C})$ ;  $\varepsilon$  为换热器的传热效率。

### 2.1.2 电动阀门

本研究采用的电动蝶阀符合等百分比流量特性<sup>[21]</sup>,其表达式为

$$r = \frac{q_{m, \max}}{q_{m, \min}}, \quad (9)$$

$$\frac{q_m}{q_{m, \max}} = r^{\left(\frac{l}{l_{\max}} - 1\right)}, \quad (10)$$

式中:  $r$  为阀门可调比;  $q_m, q_{m, \max}, q_{m, \min}$  为经过阀门的实际质量流量和阀门可调质量流量的上、下限值,  $\text{kg/s}$ ;  $l, l_{\max}$  分别为阀门的实际开度和最大开度。

### 2.1.3 电动水泵

在管网系统中,水泵的额定工作点是水泵特性曲线和管网阻力特性曲线的交点。其中管网的阻力特性曲线表达式为

$$h = h_{st} + S q_v^2, \quad (11)$$

式中:  $h, h_{st}$  分别为管网的管道阻力和静扬程,  $\text{m}$ ;  $S$  为管网系统的阻力系数,  $\text{s}^2/\text{m}^5$ ;  $q_v$  为管路中的流量,  $\text{m}^3/\text{s}$ 。

基于设备厂家提供的性能数据对水泵建立回归模型,并在保证工程上一定精度要求的情况下对其简化<sup>[22]</sup>,得到的表达式为

$$\begin{cases} h_{SB} = a_0 + a_1 \times q_v + a_2 \times q_v^2 \\ P_{SB} = b_0 + b_1 \times q_v + b_2 \times q_v^2 + b_3 \times q_v^3, \\ \eta_{SB} = c_0 + c_1 \times q_v + c_2 \times q_v^2 + c_3 \times q_v^3 \end{cases} \quad (12)$$

式中:  $a_0, a_1, a_2, b_0, b_1, b_2, b_3, c_0, c_1, c_2, c_3$  分别为水泵基本性能曲线的系数;  $h_{SB}$  为水泵扬程,  $\text{m}$ ;  $P_{SB}$  为水泵功率,  $\text{kW}$ ;  $\eta_{SB}$  为水泵效率。

由相似定律可知,改变水泵的转数,可以改变水泵的性能曲线,从而改变其与管网阻力特性曲线的交点,即工况点。水泵变频调速时的性能参数表达式为

$$\begin{cases} \frac{n_k}{n_{\text{nom}}} = \frac{q_{V, k}}{q_{V, \text{nom}}} = K \\ \frac{h_k}{h_{\text{nom}}} = K^2 \\ \frac{P_k}{P_{\text{nom}}} = K^3 \end{cases}, \quad (13)$$

式中:  $n_k, n_{\text{nom}}$  分别为水泵调速后和额定的转速,  $\text{r/min}$ ;  $q_{V, k}, q_{V, \text{nom}}$  分别为水泵调速后和额定的流量,  $\text{m}^3/\text{s}$ ;  $h_k, h_{\text{nom}}$  分别为水泵调速后和额定的扬程,  $\text{m}$ ;  $P_k, P_{\text{nom}}$  分别为水泵调速后和额定的功率,  $\text{kW}$ ;  $K$  为水泵调速比。

## 2.2 基于改进 PSO 算法的调度优化

### 2.2.1 基本 PSO 算法

基本 PSO 算法在迭代计算中,粒子位置和速度

的更新规则兼顾了局部搜索和全局搜索,其表达式为

$$V_i^{(t+1)} = V_i^{(t)} + c_1 R_1 (P_{\text{best}, i}^{(t)} - X_i^{(t)}) + c_2 R_2 (G_{\text{best}, i}^{(t)} - X_i^{(t)}), \quad (14)$$

$$X_i^{(t+1)} = X_i^{(t)} + V_i^{(t+1)}, \quad (15)$$

式中:  $V_i^{(t)}, V_i^{(t+1)}, X_i^{(t)}, X_i^{(t+1)}$  分别为粒子  $i$  在第  $t, t+1$  次迭代时的速度和位置;  $P_{\text{best}, i}^{(t)}, G_{\text{best}, i}^{(t)}$  分别为粒子  $i$  在第  $t$  次迭代时的个体最优位置和群体最优位置;  $c_1, c_2$  分别为粒子算法学习因子;  $R_1, R_2$  分别为  $[0, 1]$  内的随机数。

### 2.2.2 改进 PSO 算法

如式(14)所示,对于基本 PSO 算法迭代过程,第 1 部分所继承的速度恒为初始速度,且学习因子  $c_1, c_2$  也保持不变,这导致基本 PSO 算法在多目标寻优过程中,容易陷入局部最优,忽略全局最优。针对上述问题,引入线性惯性权重和线性学习因子,使第 1 部分的继承速度和第 2, 3 部分的学习因子随迭代而更新,实现更好的全局搜索和局部搜索能力。其表达式为

$$\omega_i = \omega_{\max} - (\omega_{\max} - \omega_{\min}) \frac{i}{N}, \quad (16)$$

$$\begin{cases} c_{1i} = c_{\max} + (c_{\min} - c_{\max}) \frac{i}{N} \\ c_{2i} = c_{\min} + (c_{\max} - c_{\min}) \frac{i}{N} \end{cases}, \quad (17)$$

式中:  $i, N$  分别为当前迭代次数和总迭代次数;  $\omega_{\max}, \omega_{\min}, c_{\max}, c_{\min}$  分别为惯性权重和学习因子的上、下限。

另一方面,用 PSO 个体最优值的算术平均值替代每个粒子的个体最优值,这样可以排除掉种群中会导致局部最优的个体最优值<sup>[23-25]</sup>。其表达式为

$$\bar{P}^{(t)} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M P_{\text{best}, i}^{(t)}, \quad (18)$$

式中:  $\bar{P}^{(t)}$  为  $t$  时刻个体最优值的平均值;  $M$  为粒子个数;  $P_{\text{best}, i}^{(t)}$  为  $t$  时刻每个粒子的个体最优值。

综上所述,改进后的 PSO 寻优算法流程如图 2 所示。改进后的 PSO 算法速度更新表达式为

$$V_i^{(t+1)} = \omega_i V_i^{(t)} + c_{1i} R_1 (\bar{P}^{(t)} - X_i^{(t)}) + c_{2i} R_2 (G_{\text{best}, i}^{(t)} - X_i^{(t)}). \quad (19)$$

### 2.2.3 约束条件及越限处理

复合冷热源供能系统往往采用燃气、电费、余热、光伏和地热多种供能形式,不同供能形式受季节变化,市场价格和运行费用等影响使用优先级不同,其最大负载也有差异,因此需要对不同供能方式进行约束和越限处理。

其中,供能设备的约束条件大多类似,与功率上、下限和供能效率有关。其表达式为

$$P_{\text{nom}, \min} \leq P_{\text{nom}} \leq P_{\text{nom}, \max}, \quad (20)$$

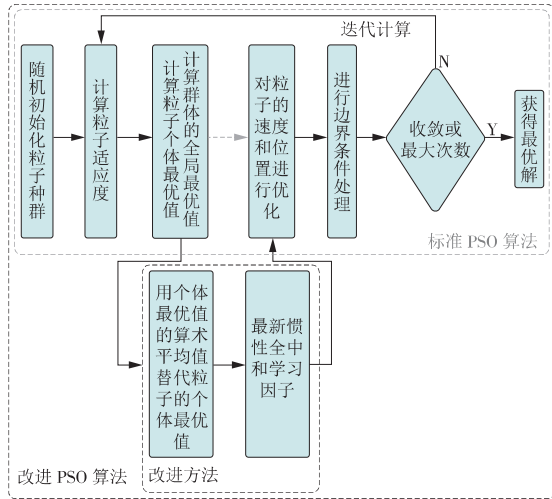


图2 改进 PSO 算法流程

Fig. 2 Calculation flow of the improved PSO

式中:  $P_{\text{nom}}$  为不同设备的工作功率, kW;  $P_{\text{nom, max}}$ ,  $P_{\text{nom, min}}$  分别为工作功率的上、下限值, kW。

当上述量超过其限制就要按照一定规则对其进行超限处理。

例如, 对于供热系统, 一般优先采用余热、地热等, 当建筑热负荷预测结果连续 2 h 大于余热量的 105% 时, 采用燃气锅炉补热。设置连续 2 h (过去 1 h, 未来 1 h) 超出 5% 以上的边界条件, 可避免因瞬时微小的负荷波动而频繁启停锅炉。

泵组系统的超限处理较为复杂, 在泵组满足管网系统扬程和流量需求的前提下, 使各台水泵的工作点在合理范围内, 延长水泵使用寿命。需要利用寻优算法, 平衡水泵启停频率、功耗和寿命。

例如, 以连续 4 h (过去 2 h, 未来 2 h) 内的负荷为考量, 当泵组不能满足此时间段内的流量和扬程需求或没有工作在合理范围内, 考虑启停一台泵组, 直至满足要求。

#### 2.2.4 多目标优化函数

以复合冷热源供能系统运行成本、机组寿命和环保性最优为目标。

本研究通过将设备工作点限制在合理的范围内, 避免设备的空载、过载、频繁启停等情况, 实现延长机组寿命的目标。供能系统运行成本主要分为天然气费用和电费, 目标函数表达式为

$$\begin{cases} C_Y = C_g + C_e \\ C_e = \sum_{t=1}^T c_{e,t} P_{e,t} \\ C_g = \sum_{t=1}^T c_{g,t} P_{g,t} \end{cases} \quad (21)$$

式中:  $C_Y$ ,  $C_g$ ,  $C_e$  分别为供能系统一个运行周期内的运行成本、天然气费用和电费, 元/天;  $c_{g,t}$ ,  $c_{e,t}$  分别为

天然气单价和  $t$  时刻的购电单价, 元/h;  $P_{e,t}$ ,  $P_{g,t}$  分别为  $t$  时刻系统的耗电功率和耗气功率, kW。

供能系统运行过程中, 锅炉等设备燃烧天然气供热的同时, 产生  $\text{CO}_2$  气体。行业内排放  $\text{CO}_2$  气体产生环保成本的目标函数表达式为

$$C_H = C_{\text{CO}_2} (\varepsilon_e P_{e,T} + \varepsilon_g P_{g,T}), \quad (22)$$

式中:  $C_H$ ,  $C_{\text{CO}_2}$  分别供能系统一个运行周期内的环保成本和排放  $\text{CO}_2$  的单位价格, 元/t;  $\varepsilon_e$ ,  $\varepsilon_g$  分别为单位电功率下  $\text{CO}_2$  的排放系数和单位体积天然气的  $\text{CO}_2$  的排放系数。

因此, 供能系统整体优化函数  $C_Z$  表达式为

$$C_Z = \min(C_Y + C_H). \quad (23)$$

#### 2.3 调度优化算例分析

为验证本研究针对公共建筑空调供能系统所设计的改进 PSO 算法的合理性和有效性, 以上述某公共建筑为例, 基于逐时冷热负荷预测结果, 采用改进 PSO 算法对该建筑的冬季供热系统调度进行迭代寻优, 得到逐时最优调控策略。公共建筑供能系统示意如图 3 所示。该公共建筑冬季供热方式为数据机房余热供热和燃气锅炉供热, 且优先使用机房余热, 当余热不能满足需求时, 使用锅炉进行调峰。其中, 供热侧热流体通过板式换热器与用热侧冷流体进行换热, 通过调节板换前后电动阀门的开度, 来改变冷热流体流量和用热侧供水温度, 由此实现建筑的按需供能和节能减排。该建筑可用最大余热量为 3 600 kW, 锅炉进出口热流体温差控制为 20 °C, 可用变频水泵 4 台 (3 用 1 备)。

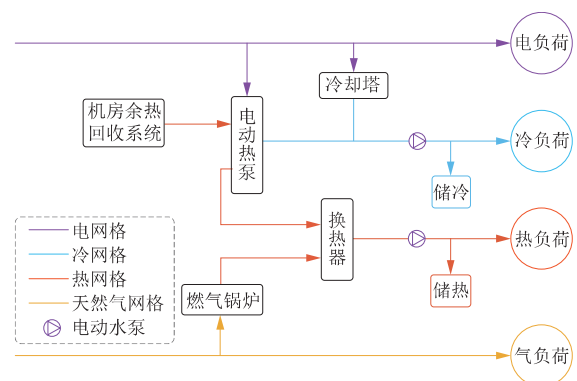


图3 公共建筑供能系统示意

Fig. 3 Schematic structure of the energy supply system for public buildings

为了使寻优的计算程序能够获得良好的计算效果, 并提高程序计算速率, 本文通过对比不同参数组合, 确定出改进 PSO 算法在该算例求解中使用的运行参数见表 1。

迭代寻优结果如图 4 所示。改进 PSO 算法的计算得到很好的收敛效果, 收敛代数远小于初始设定

表 1 改进 PSO 算法运行参数

Table 1 Operational parameters of the improved PSO

| 运行参数     | 设定值      |
|----------|----------|
| 粒子个数     | 100      |
| 最大迭代次数   | 1 000    |
| 惯性权重上、下限 | 0.9, 0.4 |
| 学习因子上、下限 | 2.0, 0.5 |

的 1 000 代。在前 100 代循环求解中,由于惯性权重取值较大,算法最优适应度值呈指数级变化,全局搜索能力较强;在第 100 代后,由于惯性权重的取值变小,最优适应度值变化缓慢,直至取值收敛,此时局部搜索能力较强。

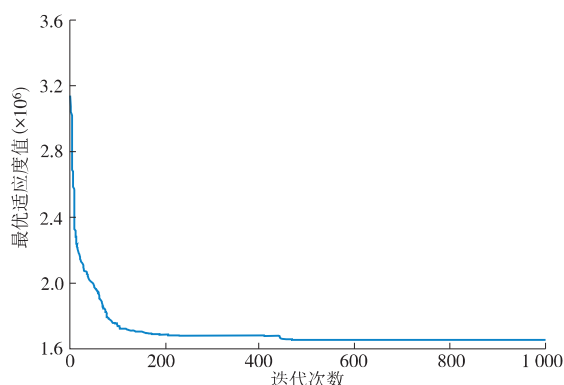


图 4 改进 PSO 算法迭代过程

Fig. 4 Iterative process of the improved PSO

算法寻优后余热供热与锅炉供热的调度分配如图 5 所示。在余热量足以负担时,不使用锅炉供热;05:00—09:00 余热量不足时,使用锅炉调峰补热,这一结果满足优先使用余热的要求。图中 04:00 时预测负荷值为 3 750 kW,超出了预热最大量 3 600 kW,但该时刻连续 2 h(过去 1 h,未来 1 h)的超出量不足 5%,因此仍只用余热供热,不启用燃气锅炉。

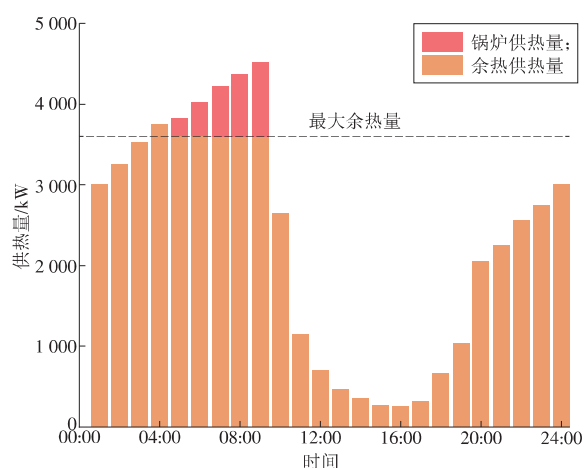


图 5 余热供热与锅炉供热的逐时供热量

Fig. 5 Hourly heat supplied by waste heat and the boiler

寻优前后用户侧供水温度和流量的对比如图 6 所示。采用调节板换用户侧阀门开度改变供水温度和流量的调节方式后,相比调节前将用户侧出口温度固定为 65 °C 的用户侧流量,调节后的流量变化频率明显放缓,变化幅度显著下降。调节后流量变化对管网系统水力平衡造成的冲击得到显著改善,系统运行更加安全稳定。

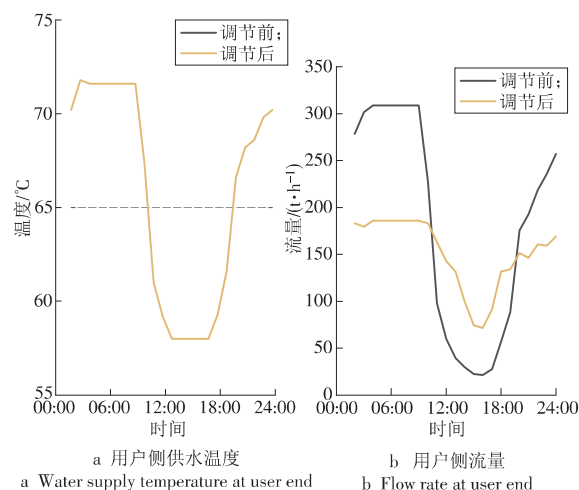


图 6 调节前后用户侧供水温度和流量的逐时变化

Fig. 6 Hourly variations of water supply temperature and flow rate at user end before and after the scheduling

算法调节前后泵组启用台数和泵组做功的对比如图 7 所示。仅在 15:00 和 17:00 时刻,管网流量在连续 4 h(过去 2 h,未来 2 h)内负荷变化引起的流量变化超过 50% 时,泵组选择起停了一台水泵。在一个供热日内,调节后泵组的启停频率显著下降,泵组的做功相比调节前下降 10.66%,且泵组工作在最佳的工作范围内。

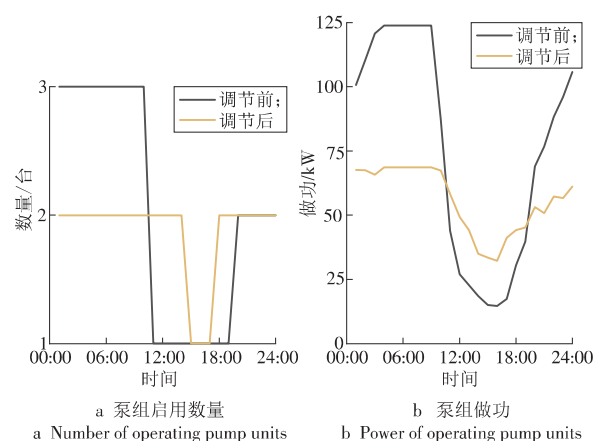


图 7 调节前后泵组的启用台数和做功

Fig. 7 Number and power of operating pump units before and after the scheduling

采用本算法调节后,板式换热器前后供热侧和用热侧阀门开度变化如图 8 所示。板换前后阀门工作点的最优解均在合理范围内,同时,所求最优解

均满足系统整体运行的条件,即在满足建筑热负荷和平衡水力工况的同时,能使系统运行成本最低,延长机组运行寿命。

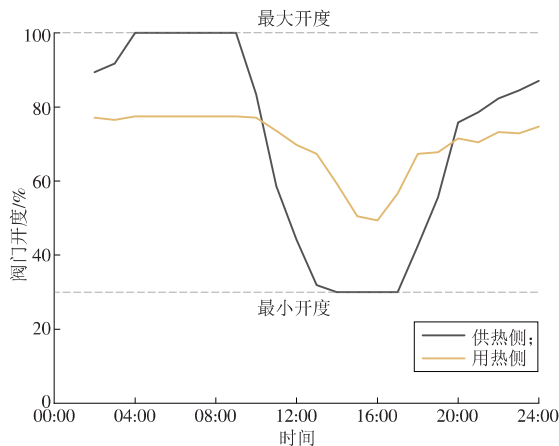


图8 算法优化后供热侧和用户侧的阀门开度

Fig. 8 Valve openings on supply side and user side after the optimization

结合历史运行能耗和算法调节后的对比如图9所示。历史运行工况无法得知实时负荷数据,大多根据工人经验设置供热温度,无法做到“按需供能”。本研究基于热阻法的负荷预测结果,采用改进 PSO 算法调优后可实现降低该建筑空调系统运行能耗 21.52%。

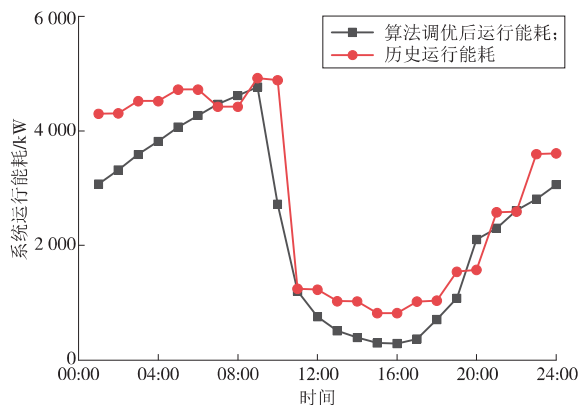


图9 系统历史运行能耗和调优后运行能耗

Fig. 9 Valve openings on supply side and user side after the optimization

### 3 结论

本研究利用热阻法建立建筑冷热负荷预测模型,采用改进 PSO 算法对冷热源供能系统和管网水路控制部件进行调度优化。将本研究的负荷预测方法和调度优化算法应用于某公共建筑,结果如下。

(1)引入线性权重、线性学习因子和个体平均最优值后的改进 PSO 算法,在解决复合冷热源调度的多参数非线性优化问题上,提高了全局寻优的能

力,在迭代 100 次左右就接近最优解。

(2)可在满足建筑热负荷、平衡水力工况和延长机组运行寿命的同时,降低水泵启停频率,减少泵组功耗 10.66%。

(3)实现节能减碳,供热供冷的“按需供给”和运营维护的“降本增效”,降低系统整体运行成本 21.52%。

综上所述,本文提出的基于负荷预测结果的空调调度优化方法在节能减排、降本增效方面具有良好的经济效益和广阔的应用前景。

### 参考文献:

- [1]中国建筑能耗与碳排放研究报告.中国建筑节能协会建筑能耗与碳排放数据专委会[R].重庆,2022.
- [2]景胜蓝,王飞,雷勇刚.热负荷预测方法研究综述[J].建筑热能通风空调,2015,34(4):31-35.  
JING Shenglan, WANG Fei, LEI Yonggang. Research review of heat load prediction methods [J]. Building Energy & Environment, 2015, 34(4): 31-35.
- [3]马麟,梁安琪,王立永,等.公共楼宇可调负荷资源调控技术研究综述[J].电测与仪表,2023,60(5):1-10,22.  
MA Lin, LIANG Anqi, WANG Liyong, et al. A review of research on adjustable load resource regulation technology for public buildings [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2023, 60(5): 1-10, 22.
- [4]BEN-NAKHI A E, MAHMOUD M A. Cooling load prediction for buildings using general regression neural networks [J]. Energy Conversion and Management, 2004, 45(13-14): 2127-2141.
- [5]CHEN S H, WANG L Z, LI J, et al. A training pattern recognition algorithm based on weight clustering for improving cooling load prediction accuracy of HVAC system [J]. Journal of Building Engineering, 2022, 52: 10445.
- [6]王东,史晓霞,尹交英.不同核函数的支持向量机用于空调负荷预测的对比研究[J].电工技术学报,2015,30(S1):531-535.  
WANG Dong, SHI Xiaoxia, YIN Jiaoying. Prediction on hourly load of air conditioning by RBF support vector machine [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(S1): 531-535.
- [7]赵笑言,郑立军,林海卫,等.基于机器自学习的供热系统热负荷预测[J].节能,2023,42(8):81-84.  
ZHAO Xiaoyan, ZHENG Lijun, LIN Haiwei, et al. Heat load prediction for heating systems based on machine self-learning [J]. Energy Conservation, 2023, 42(8): 81-84.
- [8]贺延壮,曾贺湛,赵晓宇,等.办公建筑空调冷负荷预测模型[J].建筑节能,2020,48(12):69-72,122.  
HE Yanzhuang, ZENG Hezhan, ZHAO Xiaoyu, et al.



- Cooling load prediction model for office buildings [J]. Building Energy Efficiency, 2020, 48(12): 69–72, 122.
- [9] 李胜涛. 集中供热系统的热负荷预测方法研究[D]. 西安: 长安大学, 2015.
- LI Shengtao. Research on heat load forecasting of district heating systems[D]. Xi'an: Chang'an University, 2015.
- [10] 朱继忠, 董瀚江, 李盛林, 等. 数据驱动的综合能源系统负荷预测综述[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(23): 7905–7924.
- ZHU Jizhong, DONG Hanjiang, LI Shenglin, et al. Review of data-driven load forecasting for integrated energy system [J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(23): 7905–7924.
- [11] 董星彤. 基于LSTM神经网络的多特征供热负荷预测研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2023.
- DONG Xingtong. Research on multi-featured heating load prediction based on LSTM neural network [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2023.
- [12] OLSZEWSKI P. Genetic optimization and experimental verification of complex parallel pumping station with centrifugal pumps [J]. Applied Energy, 2016, 178: 527–539.
- [13] ZHANG Y, CHU X L, LIU Y Q. An optimal hybrid control method for energy-saving of chilled water system in central air conditioning [J]. Journal of Control Science and Engineering, 2018, 2018: 1–9.
- [14] 于军琪, 张瑞, 赵安军, 等. 中央空调系统并联水泵节能优化群智能控制算法[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(10): 2155–2162.
- YU Junqi, ZHANG Rui, ZHAO Anjun, et al. Energy saving optimization insect intelligent control algorithm for parallel pumps in central air - conditioning system [J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(10): 2155–2162.
- [15] 侯丹琳, 潘毅群, 黄治钟. 一种基于粒子群算法的暖通空调过程对象辨识方法[J]. 建筑节能, 2017, 45(3): 19–23.
- HOU Danlin, PAN Yiqun, HUANG Zhizhong. A method of HVAC process object identification based on PSO [J]. Building Energy Efficiency, 2017, 45(3): 19–23.
- [16] 陈阳, 姚晔. 基于天牛须-粒子群优化算法的大型中央空调系统节能控制[J]. 制冷学报, 2021, 42(4): 43–49.
- CHEN Yang, YAO Ye. Study on energy-saving control of large central air-conditioning system based on BAS-PSO [J]. Journal of Refrigeration, 2021, 42(4): 43–49.
- [17] 左楠楠, 高桂革, 王洋. 公共建筑HVAC系统优化调度研究[J]. 电力需求侧管理, 2022, 24(5): 102–107.
- ZUO Nannan, GAO Guige, WANG Yang. Optimal scheduling of HVAC system in public building [J]. Power Demand Side Management, 2022, 24(5): 102–107.
- [18] 颜永民, 张国强. 空调冷热源系统优化控制模型的研究[J]. 建筑热能通风空调, 2013, 32(4): 7–10, 14.
- YAN Yongmin, ZHANG Guoqiang. Research on optimal control model for building cooling and heating sources in HVAC systems [J]. Building Heat Ventilation and Air Conditioning, 2013, 32(4): 7–10, 14.
- [19] 吕柏行, 郭志光, 赵韦皓, 等. 标准粒子群算法的优化方式综述[J]. 科学技术创新, 2021(28): 33–37.
- LV Baixing, GUO Zhiguang, ZHAO Weihao, et al. A review on optimization methods of standard particle swarm optimization [J]. Scientific And Technological Innovation Information, 2021(28): 33–37.
- [20] 陈群, 郝俊红, 付荣桓, 等. 基于(火积)理论的热系统分析和优化的能量流法[J]. 工程热物理学报, 2017, 38(7): 1376–1383.
- CHEN Qun, HAO Junhong, FU Ronghuan, et al. Energy flow method for thermal system analysis and optimisation based on (fire accumulation) theory [J]. Journal of Engineering Thermophysics, 2017, 38(7): 1376–1383.
- [21] 付祥钊. 流体输配管网[M]. 北京: 中国建筑出版社, 2001.
- [22] 袁哲. 有压输水系统变频水泵优化选型设计及运行调度研究[D]. 扬州: 扬州大学, 2023.
- YUAN Zhe. Research on optimal selection design and operation scheduling of variable frequency pumps in pressurised water distribution system [D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2023.
- [23] 陶静, 徐武, 李逸琳, 等. 基于多目标算法的冷热电联供型综合能源系统运行优化[J]. 科学技术与工程, 2019, 19(33): 200–205.
- TAO Jing, XU Wu, LI Yilin, et al. Operation optimisation of combined cooling, heating and power type integrated energy system based on multi - objective algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2019, 19(33): 200–205.
- [24] 张怡, 房方. 基于随机模型预测控制的智能楼宇能量管理方法[J]. 综合智慧能源, 2022, 44(10): 83–90.
- ZHANG Yi, FANG Fang. Smart building energy management strategy based on stochastic model predictive control [J]. Integrated Intelligent Energy, 2022, 44(10): 83–90.
- [25] 吉斌, 钱娟, 昌力, 等. 电网企业代理电力用户参与市场购电业务分析与问题探讨[J]. 综合智慧能源, 2023, 45(3): 57–65.
- JI Bin, QIAN Juan, CHANG Li, et al. Analysis and discussion on power purchase of state grid enterprises as purchasing agents [J]. Integrated Intelligent Energy, 2023, 45(3): 57–65.

(本文责编: 张帆)

收稿日期: 2023-10-10; 修回日期: 2023-11-05  
上网日期: 2023-12-01; 附录网址: www.ienergy.cn

#### 作者简介:

孙健(1985), 男, 副教授, 硕士生导师, 博士, 从事建筑节能及相关设备研发、零能耗建筑、可再生能源及关键设备等方面的研究, stu@188.com;

张云帆(1979), 女, 高级工程师, 硕士, 从事建筑智能化及节能相关方向研究, yf\_zh@yeah.net.