文章编号:1674-2974(2024)09-0188-10 DOI:10.16339/j.cnki.hdxbzkb.2024099

基于混合整数规划的数据中心冷却能耗优化

张泉[1†],郑浩然[1],朱逸群[1],邹思凯[2]
(1. 湖南大学 土木工程学院,湖南 长沙 410082
2. 华东交通大学 土木建筑学院,江西 南昌 330013)

摘 要:以广州某数据中心水蓄冷冷却系统为研究对象,提出了一种基于混合整数线性规划的模型预测控制方法.该方法以数据中心冷却系统的能耗最低为优化目标,通过对冷却系统和环境条件进行建模,并结合能源成本和冷却系统效率,确定最佳的冷水机组运行策略和水蓄冷冷却系统的时序控制.在优化过程中,考虑了冷水机组的最小连续运行时间对冷却系统能耗的影响,并确定了最佳取值,提高了机组的稳定性,减少了因冷机频繁启停带来的能耗浪费.通过全年能耗模拟,相较于传统控制方法,该方法将总能耗降低了6.52%,总运行费用降低了6.93%.

关键词:混合整数线性规划;模型预测控制;数据中心;节能;优化控制
中图分类号:TU831 **文献标志码**:A

Optimization of Cooling Energy Consumption in Data Centers Based on Mixed Integer Programming

ZHANG Quan[1†],ZHENG Haoran[1],ZHU Yiqun[1],ZOU Sikai[2]
(1. School of Civil Engineering,Hunan University, Changsha 410082, China;
2. School of Civil Engineering and Architecture, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: This study presents a model predictive control method based on mixed-integer linear programming, taking the chilled water storage cooling system of a data center in Guangzhou as the research object. The optimization objective of the method is to minimize the energy consumption of the cooling system. By modeling the cooling system and environmental conditions and considering energy costs and cooling system efficiency, the optimal operation strategy for chillers and the scheduling arrangement for the chilled water storage cooling system are determined. During the optimization process, this research takes into account the influence of the minimum continuous operation time of chillers on the energy consumption of the cooling system and determines the optimal value to improve stability and reduce energy waste caused by frequent chiller start-ups and shutdowns. Through an annual simulation, this method reduces the total energy consumption by 6.52% and the total operating cost by 6.93%, compared to the

* **收稿日期**:2023-10-22
基金项目:国家自然科学基金资助项目(52178073), National Natural Science Foundation of China(52178073); 郴州国家可持续发展议程创新示范区建设专项资助项目(2022SFQ28), Chenzhou National Sustainable Development Agenda Innovation Demonstration Zone Construction Project(2022SFQ28);江西省教育厅科学技术研究资助项目(GJJ2200683), Science and Technology Research Project of Jiangxi Provincial Department of Education(GJJ2200683).
作者简介:张泉(1970—),男,江苏淮安人,湖南大学教授,博士
† 通信联系人,E-mail: quanzhang@hnu.edu.cn

baseline strategy.

Key words: mixed integer linear programming; model predictive control; data center; energy saving; optimal control

随着大数据和云计算的迅猛发展,数据中心已逐渐成为社会信息基础设施的关键组成部分.然而,面对日益严重的能源问题,如何高效运行数据中心以降低其能耗,已成为人们广泛关注的焦点.以2021年中国数据中心的总耗电量为例,其高达2 166亿kW·h,占全国总用电量的2.6%,并且该数字仍在增长[1].在数据中心的能耗中,冷却系统的能耗约占总能耗的40%[2],其中冷水机组在冷却系统中能耗最大,如果其运行能效得到提高,可有效减少数据中心的能源消耗[3].

闫军威等[4]以冷水机组总能耗最小为目标,通过建立各台冷机运行能效模型,基于遗传算法提出了具有多台冷机的冷却系统运行优化策略.Abou-Ziyan等[5]分析了不同冷机开启数量对机组综合COP的影响,发现最佳负载率分配策略比传统规则控制(Rule Based Control, RBC)方法能效提高了22%~33%.

与上述冷却系统控制方法相比,模型预测控制(Model Predictive Control,MPC)方法对历史数据的依赖更低[6-7],且其相较于RBC方法可以实现更优的节能效果[8-11].此外,MPC善于处理多输入多输出的系统,能适应非线性或复杂的系统模型,并可以通过预测未来的系统行为和反馈调整控制策略,具有更强的适应性和灵活性,因此被视为一种更有效的优化冷却系统能耗的方法[12].

Ma等[13]以校园水蓄冷冷却系统运行费用最低为目标,开发了一种MPC方法,将日运行费用降低了24.5%.Shan等[14]采用MPC方法控制某中央冷却系统的冷水机组和蓄冷水箱的运行模式,相比RBC方法,可以在冬夏两季分别提高冷水机组效率22.94%、3.10%.Deng等[15]发现MPC方法相较于传统控制方法,可以降低校园中央冷却系统10.84%的日运行费用.

上述研究主要通过对系统建模,然后采用不同的优化算法来获取使机组或冷却系统总能耗最低的运行策略.但均未充分考虑冷水机组的序列控制,在优化控制策略时只关注了冷机的运行数量,忽略了每台冷机的运行状态和冷机最小连续运行时间对系统运行决策变量的影响.在包含多台冷机的冷却系统中,冷水机组合理的序列控制对提高冷却系统的能效[16-18]和鲁棒性[18-20]起着关键作用.

因此,本文在充分考虑数据中心冷机序列控制、部分负载运行效率和水蓄冷冷却系统运行策略复杂性的前提下,提出了一种新的MPC方法.该方法使用长短期记忆(Long Short Term Memory, LSTM)神经网络预测未来的环境参数,建立了冷却系统能耗模型,将各参数代入使数据中心运行能耗最低的滚动优化模型,然后使用混合整数线性规划(Mixed Integer Linear Programming ,MILP)算法对模型进行求解.通过比较不同冷机最小连续运行时间取值,选择最优值.这种方法可以实现冷水机组运行与负荷需求的部分解耦,使冷水机组能够始终以最高效率运行,从而降低冷却系统的能耗.

1　系统描述

本文研究的数据中心水蓄冷冷却系统如图1所示.该系统由冷却塔、冷水机组、冷冻水泵、冷却水泵、释冷泵和蓄冷水箱组成.每台冷机的流量相等,而流量大小由冷冻水泵的变频控制来调节.通过调节阀门的开度和释冷泵的频率,控制经过蓄冷水箱的流量,从而实现对整个系统运行状态的控制.该系统的蓄放冷模式如表1所示,共有4种.

1)冷水机组边蓄边供模式:冷水机组提供的冷量一部分进入蓄冷水箱中储存起来,另一部分供给数据中心,以满足数据中心冷负荷需求.

2)冷水机组联合蓄冷水箱供冷模式:冷水机组和蓄冷水箱共同为数据中心提供冷量.

3)蓄冷水箱单独供冷模式:冷水机组关闭,只有蓄冷水箱为数据中心提供冷量.

4)冷水机组单独供冷模式:只有冷水机组为数据中心提供冷量,蓄冷水箱不进行蓄放冷操作.

所选数据中心的服务器机房共4层,共2 290个机柜,其中IT机柜2 256个、网络机柜24个、智能机柜10个.单个IT机柜的功率为6 kW,其他机柜的功率为4 kW,总IT负荷为12 304.8 kW.

该系统所采用的各设备参数和系统运行设定参数见表2.在本次模拟中,设定:冷冻水供水温度18 ℃,冷却水供回水温差6 ℃.电网分时电价按照当地政府出台的相关文件进行计算.

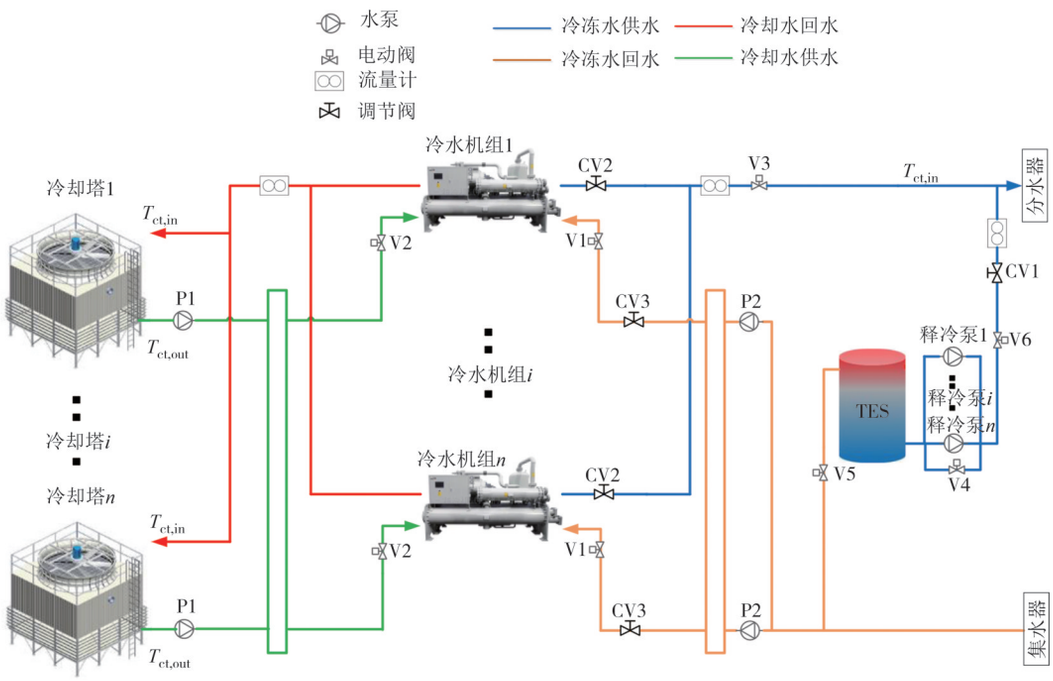


图1 数据中心水蓄冷冷却系统示意图

Fig. 1 Data center water storage cooling system

表1 数据中心水蓄冷冷却系统的蓄放冷模式

Tab. 1 Thermal storage mode of data center water storage cooling system

运行模式	运行策略
冷水机组边蓄边供	释冷泵P3关闭,阀门V3、V4、V5、V6开启,调节阀CV1调节
冷水机组联合蓄冷水箱供冷	释冷泵P3开启,阀门V4关闭,阀门V3、V4、V5开启,调节阀CV1调节,调节释冷泵P3频率
蓄冷水箱单独供冷	释冷泵P3开启,阀门V3、V4关闭,阀门V5、V6开启,调节阀CV1全开,调节释冷泵P3频率
冷水机组单独供冷	释冷泵P3关闭,阀门V3开启,阀门V4~V6关闭,调节阀CV1全开

表2 制冷系统各设备参数及系统运行参数

Tab. 2 Parameters of refrigeration system equipment and operating parameters of the system

设备	数量/个	主要技术参数
变频离心式冷水机组	5	额定制冷量$Q_{chiller,rated}$=3 868 kW
开式横流式冷却塔	5	额定水流量700 m^3/h
冷冻水泵	5	额定流量600 m^3/h;扬程42 m;额定功率90 kW;效率86.68%
冷却水泵	5	额定流量700 m^3/h;扬程35 m;额定功率90 kW;效率86.68%
蓄冷水箱	1	体积2 500 m^3
释冷泵	1	额定流量600 m^3/h;扬程35 m;额定功率90 kW;效率86.68%

2 模型预测控制策略

本文所提出的MPC策略适用于数据中心水蓄冷冷却系统,主要通过优化冷水机组部分负载率(Partial Load Rate,PLR)来降低冷却系统能耗.该控制策略分为3步.

步骤1 计算数据中心的冷负荷,并建立温度预

测模型和冷却系统各设备的能耗模型.

步骤 2 基于温度预测结果和设备能耗模型,确定每小时冷水机组的最佳PLR,计算该时间段内满足约束条件的冷却系统总能效的最优化运行模式.

步骤 3 将首小时的优化结果作为最优控制策略实施.控制策略的输出包括冷水机组的运行数量、蓄冷水箱的蓄放冷模式以及蓄冷水箱的蓄放冷冷量.图 2 显示了最优控制策略的详细流程.整个优化过程每小时计算和更新一次.

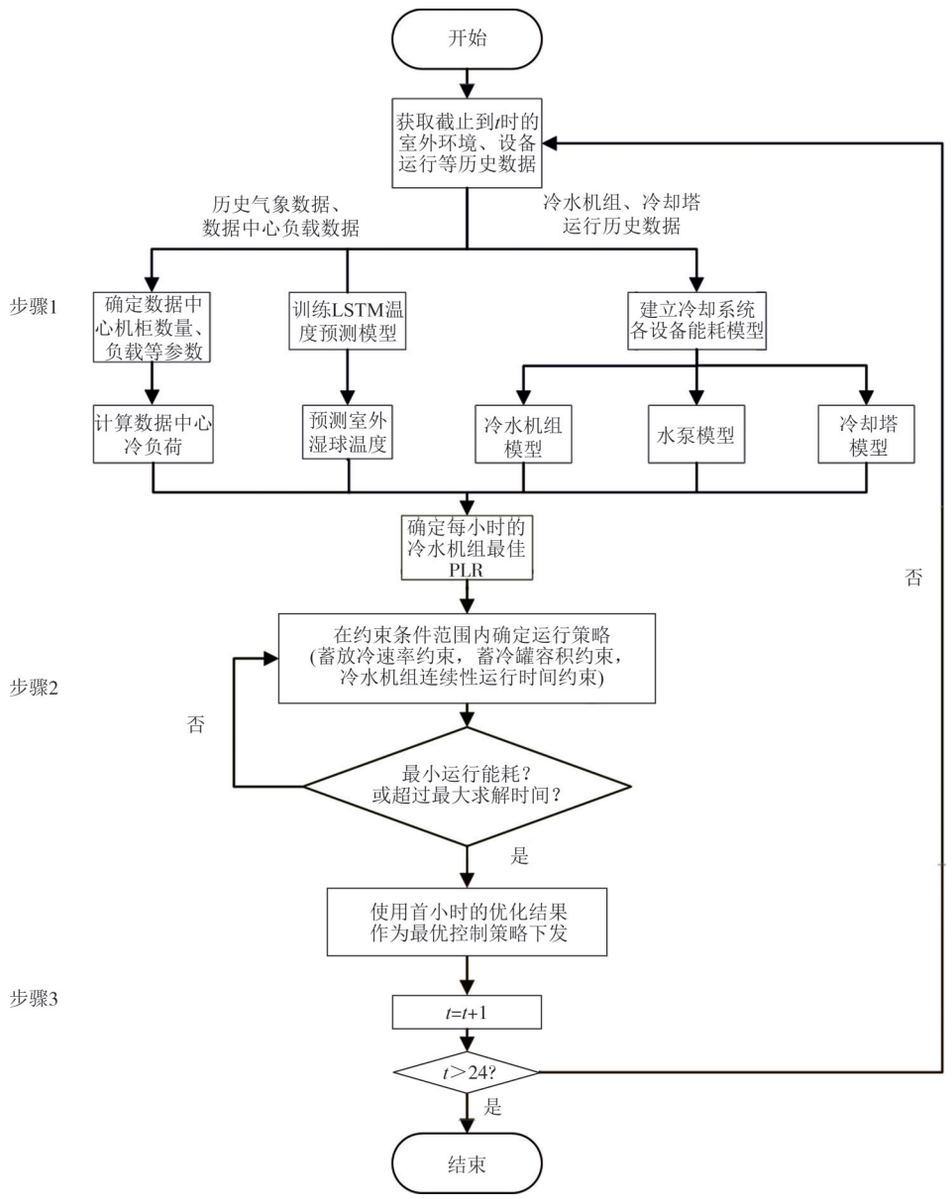


图 2　最优控制策略流程图

Fig.2　Flowchart of the proposed optimal control strategy

该 MPC 策略的目标是通过对冷水机组 PLR 的优化来降低数据中心冷却系统的能耗,通过建立温度预测模型和设备能耗模型,并在考虑约束条件的情况下,确定冷水机组最佳的 PLR 和冷却系统运行模式.使用首小时的优化结果作为最优控制策略下发,指导每台冷机的运行状态、蓄冷水箱的蓄放冷模式以及蓄冷水箱的蓄放冷冷量.通过周期性的计算和更新,保证优化过程的持续进行.

2.1　温度预测模型

为了预测室外气温,本文采用历史气温数据训练了一个 LSTM 神经网络模型.LSTM 模型是一种递归神经网络,能够有效地捕捉时间序列数据中的时序依赖性.该模型的架构包括一个具有 32 个隐藏单元的 LSTM 层,后跟一个全连接输出层.使用批处理

大小为64个样本和0.02的学习率进行了40次迭代的训练.详细的神经网络的训练过程详见式(1)~式(4).式(1)为LSTM的隐藏状态更新公式,式(2)为LSTM的记忆细胞更新公式,式(3)和式(4)为LSTM的输出计算公式.

$$h_t = \sigma(\boldsymbol{W}_{ih}x_t + \boldsymbol{W}_{hh}h_{t-1} + \boldsymbol{b}_h) \tag{1}$$

$$c_t = f_t \odot c_{t-1} + i_t \odot \tilde{c}_t \tag{2}$$

$$o_t = \sigma(\boldsymbol{W}_{io}x_t + \boldsymbol{W}_{ho}h_{t-1} + \boldsymbol{b}_o) \tag{3}$$

$$y_t = \tanh(c_t) \odot o_t \tag{4}$$

式中:h_t表示LSTM的隐藏状态;c_t表示LSTM的记忆细胞;x_t表示输入数据;$\boldsymbol{W}_{ih}$、$\boldsymbol{W}_{hh}$、$\boldsymbol{W}_{io}$、$\boldsymbol{W}_{ho}$是权重矩阵;$\boldsymbol{b}_h$、$\boldsymbol{b}_o$是偏置向量;σ表示sigmoid函数;f_t、i_t、$\tilde{c}_t$分别是遗忘门、输入门和新记忆的计算结果;$\odot$表示逐元素相乘.

2.2 冷却设备模型

本文使用基于高斯过程回归(Gaussian Process Regression ,GPR)的非线性回归的方法来拟合冷水机组的性能模型.GPR模型可以有效地处理复杂的非线性关系并提供预测的不确定性估计.此外,GPR模型可以处理噪声数据,这对于实际应用非常重要.将模型输入变量定义为冷水机组的PLR和冷却水进水温度T_{cwi},输出变量定义为冷水机组性能系数COP.GPR模型的数学形式如下:

$$\mathrm{COP} = f(\mathrm{PLR}, T_{cwi}) + \varepsilon \tag{5}$$

式中:$f(\mathrm{PLR}, T_{cwi})$表示GPR模型的输出;ε表示噪声项.

GPR模型的核函数采用径向基函数(Radial Basis Function ,RBF)核:

$$k(X_i, X_j) = \exp\left(-\frac{\left\| X_i - X_j \right\|^2}{2\delta^2}\right) \tag{6}$$

式中:δ为核函数的带宽参数;X_i和X_j分别代表输入变量空间中的两个数据点.将核函数的带宽参数和噪声项的方差作为模型的超参数进行训练,通过交叉验证和网格搜索选择最佳的超参数组合.

为了提升GRP模型的性能及保证每一维输入数据对COP预测值的影响相同,对输入数据做标准化处理[21],本文选择的标准化方法为:

$$X' = \frac{X - X_{\mathrm{mean}}}{X_{\mathrm{std}}} \tag{7}$$

式中:X'为标准化之后的数据;X_{mean}为X的平均值;X_{std}为X的标准差;X为输入数据.

变频水泵的能耗与水流量、扬程、泵效率等参数相关,总能耗的计算公式见式(8).Bernier等[22]给出了泵速、泵电机效率和变频器效率之间的关系,如式(9)和式(10)所示.

$$P_{\mathrm{pump}} = \frac{g m_w H_w}{1\,000 \eta_{\mathrm{pump}} \eta_m \eta_v} \tag{8}$$

$$\eta_m = 0.941\,87(1 - \mathrm{e}^{-9.04 k_{\mathrm{pump}}}) \tag{9}$$

$$\eta_v = 0.508\,7 + 1.283 k_{\mathrm{pump}}{}^2 + 0.583\,4 k_{\mathrm{pump}}{}^3 \tag{10}$$

式中:H_w为泵扬程,m;m_w为水质量流量,kg/s;P_{pump}为泵功率,kW;η_{pump}为泵效率;η_m为电机效率;η_v为变频器效率;k_{pump}为泵转速比,即泵当前流量与额定流量的比值.

根据制造商提供的测量数据,本文采用分段多项式拟合的方法来拟合冷却塔风扇的能耗模型,这种方法能够根据不同的工作状态拟合出不同的能耗函数,能更准确地估计冷却塔风扇的能耗.

根据制造商提供的信息,模拟中蓄冷水箱的冷量损失为5%.为了简化计算,忽略水箱内部温度梯度的影响,认为水箱内部温度均匀分布.

2.3 寻优条件

在预测和计算完系统各运行参数后,开始计算冷水机组对应的最佳负载率,并开始计算最佳冷水机组运行状态、系统蓄放冷模式、蓄冷水箱蓄放冷量.该过程使用混合整数线性规划算法,考虑优化变量包括冷水机组开启数量、系统蓄放冷模式以及蓄冷水箱蓄放冷量.目标函数见式(11),目标是开始寻优至当天结束时间段内冷却系统能耗最小.

$$\begin{aligned}\min \sum_{t}^{24}\Bigg(& \sum_{n=1}^{5} N_{\mathrm{chiller},t,n} P_{\mathrm{chiller},t} + \\ & \sum_{n=1}^{5} N_{\mathrm{CHWPump},t,n} P_{\mathrm{CHWPump},t} + \\ & \sum_{n=1}^{5} N_{\mathrm{CoolingWaterPump},t,n} P_{\mathrm{CoolingWaterPump},t} + \\ & \sum_{n=1}^{5} N_{\mathrm{CoolingTower},t,n} P_{\mathrm{CoolingTower},t}\Bigg)\end{aligned} \tag{11}$$

式中:t为时间,h;$N_{\mathrm{chiller},t,n}$为t时第n台冷水机组开启状态,0为关闭,1为开启;$P_{\mathrm{chiller},t}$为t时单台冷机的能耗,kW;$N_{\mathrm{CHWPump},t,n}$为t时第n台冷冻水泵开启状态,0为关闭,1为开启;$P_{\mathrm{CHWPump},t}$为t时单台冷冻水泵的能耗,kW;$N_{\mathrm{CoolingWaterPump},t,n}$为$t$时第$n$台冷却水泵开启状态,0为关闭,1为开启;$P_{\mathrm{CoolingWaterPump},t}$为$t$时单台冷却水泵的能耗,kW;$N_{\mathrm{CoolingTower},t,n}$为$t$时第$n$台冷却塔开启状态,0为关闭,1为开启;$P_{\mathrm{CoolingTower},t}$为$t$时单台冷却塔的能耗.

同时,为了保证系统的稳定运行,在寻优过程中需要加入约束条件,本文考虑的约束条件包括蓄放

冷速率约束、蓄冷水箱容积约束以及冷水机组连续运行时间约束.

2.3.1　蓄冷速率约束条件

$$Q_{\mathrm{C,L}} \leqslant \sum_{n=1}^{5} N_{\mathrm{chiller},t,n} Q_{\mathrm{chiller},t} - d_t \leqslant Q_{\mathrm{C,U}} \tag{12}$$

$$-Q_{\mathrm{dis,U}} \leqslant \sum_{n=1}^{5} N_{\mathrm{chiller},t,n} Q_{\mathrm{chiller},t} - d_t \leqslant -Q_{\mathrm{dis,L}} \tag{13}$$

式中:$Q_{\mathrm{chiller},t}$为t时刻冷机在最佳负载率下的制冷量,kW;d_t为t时刻末端数据中心的冷负荷,kW;$Q_{\mathrm{C,L}}$为蓄冷速率的下限,kW;$Q_{\mathrm{C,U}}$为蓄冷速率的上限,kW;$Q_{\mathrm{dis,L}}$为放冷速率的下限,kW;$Q_{\mathrm{dis,U}}$为放冷速率的上限,kW.

2.3.2　蓄冷水箱容积约束条件

$$Q_{\mathrm{TES,L}} \leqslant S\mathrm{e}^{-T\alpha} + \sum_{t=1}^{T} \frac{\left(\sum_{n=1}^{5} N_{\mathrm{chiller},t,n} Q_{\mathrm{chiller},t} - d_t\right)}{\mathrm{e}^{-(T-t)\alpha}} \frac{1-\mathrm{e}^{-\alpha}}{\alpha} \leqslant Q_{\mathrm{TES,U}} \tag{14}$$

式中:S为蓄冷水箱中初始冷量,kW;$Q_{\mathrm{TES,L}}$为蓄冷水箱冷量下限,kW;$Q_{\mathrm{TES,U}}$为蓄冷水箱冷量上限,kW;α为24 h蓄冷水箱冷量损耗.

2.3.3　冷水机组连续性运行时间约束条件

$$\sum_{k=1}^{R-1} Z_{t+k,n} \leqslant H(1 - Z_{t,n}) \tag{15}$$

式中:H为足够大的自然数;$Z_{t,n}$表示t时第n台冷机运行状态是否变化,Z=0为不变,Z=1为变化;R为冷水机组连续运行时间最小值,R的取值在3.3节进行讨论.

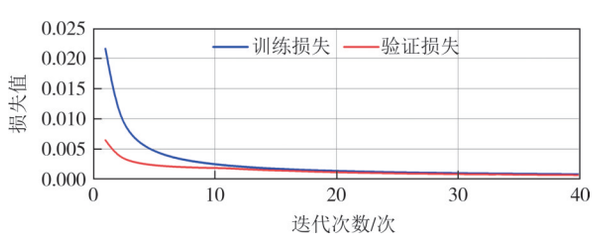
3　结果与讨论

本研究所分析的数据中心冷却系统控制策略的能耗特性是基于广州2021年气候数据条件的全年模拟结果.为了消除蓄冷水箱初始条件的影响,每次测试都在相同的冷负荷和天气条件下进行一年的连续运行,并选取一年内相同时间跨度的结果进行分析.另外,对照策略的冷却系统采用了冷水机组直接向末端供冷的控制策略,而蓄冷水箱处于不蓄不放的状态,如果需要启动多台冷机,则将冷量需求均匀分配给每台冷机.两种策略都采用表2的设备配置和相同的模拟条件设定值.

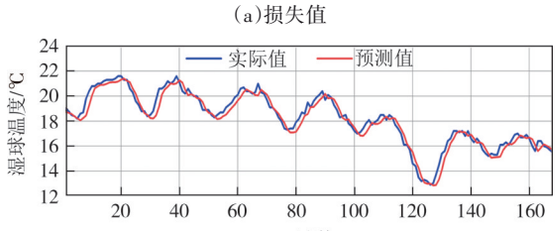
基于模拟结果的分析对比,可以评估所提出控制策略的蓄冷系统的性能和效果,并与参考系统进行比较,以验证蓄冷系统在节能和优化能效方面的潜力.

3.1　温度预测模型验证

室外湿球温度是一个关键的参数,它和冷却塔的运行特性及冷水机组能效密切相关.为了预测室外湿球温度,本研究利用2021年广州的气候数据集,其中包括每小时的温度、湿度和其他气象变量的测量值.该数据集按照6∶2∶2的比例分为训练集、验证集和测试集.在对模型进行训练后,使用均方根误差(Root Mean Square Error,RMSE)指标对模型在验证集上的性能进行评估.评估结果显示,模型的RMSE值为0.471 8,表明该模型在预测室外温度方面具有较高的准确性.图3(a)展示了模型的训练损失和验证损失,可以看到损失值下降速度很快,迭代20次之后损失值基本趋于稳定,最终的训练损失值为0.000 837,验证损失值为0.000 711;图3(b)展示了从10月21日0:00到10月27日24:00一周的预测室外温度与实际值的对比.从图3可以看出,预测值与实际值非常接近,表明LSTM模型能够有效捕捉温度数据的时间依赖性.训练好的LSTM模型预测的室外温度将用于数据中心冷却系统全年能耗模拟分析.



(a)损失值



(b)湿球温度

图3　湿球温度预测结果图

Fig.3　Wet bulb temperature prediction result

3.2　冷机模型验证

为了建立冷机精确的拟合模型,使用了冷机实际运行期间所采集的数据,采用GPR模型进行拟合,并对其进行了准确性评估.图4展示了冷水机组拟合模型的准确性评估结果,从图4中可以看出预测值的误差绝大部分都在10%以内.相关系数R^2=0.993,均方根误差(RMSE)为0.037,结果表明,所采用的GPR模型在预测冷水机组性能方面表现出较高精度.

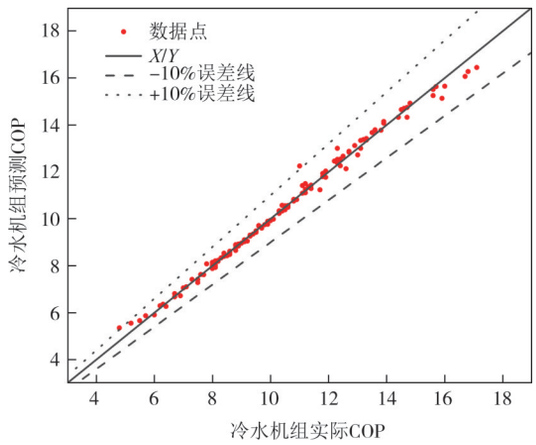


图4 冷机模型的准确性

Fig.4 The accuracy of the chiller model

3.3 冷机连续运行时间对系统决策的影响

冷却系统设备频繁启停会引发多个问题.首先,会增加设备的磨损,缩短使用寿命并增加维护成本;其次,可能引发冷却系统内的温度波动,降低系统效率,甚至损坏设备;最后,会增加能源消耗,因为启动设备所需的能量通常大于其连续运行时的能量消耗.因此,设定冷却系统中设备的连续运行时间是必要的,以优化其性能和提高能源效率,并同时降低潜在的风险.

本文选取3月28日作为典型时间进行分析,典型时间的室外温度数据和冷机COP数据如图5所示.

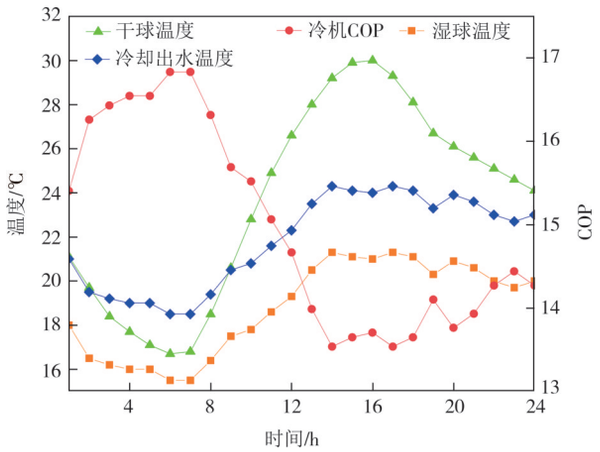
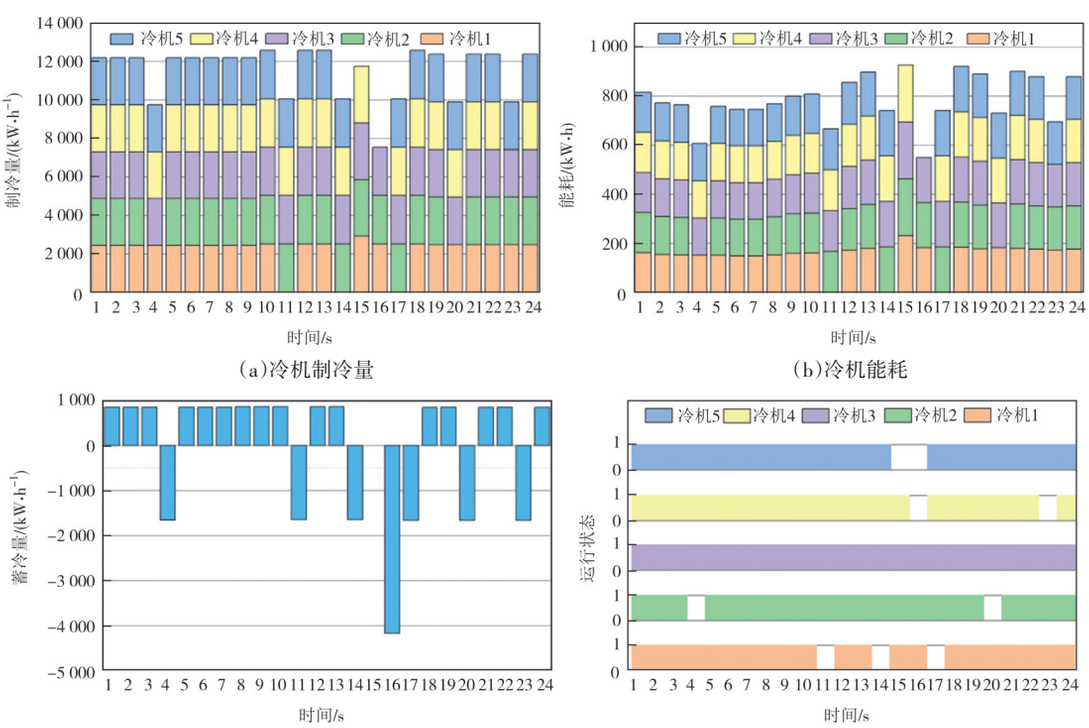


图5 温度和COP分析

Fig.5 Temperature and COP analysis

图6~图8显示了在不同冷水机组连续运行时间约束下冷却系统的模拟结果,清晰地展示了运行时间约束R对系统性能的显著影响.图6(a)展示了5台冷机在1 d内的各自制冷量,图6(b)展示了5台冷机在1 d内的各自能耗,图6(c)展示了5台冷机的总蓄冷量,正值表示蓄冷,负值表示放冷,图6(d)展示了5台冷机在1 d内的各自运行状态,其中0表示冷机关闭,1表示冷机开启.表3统计了三种连续运行时间约束下冷机的制冷量、净蓄冷量及能耗.

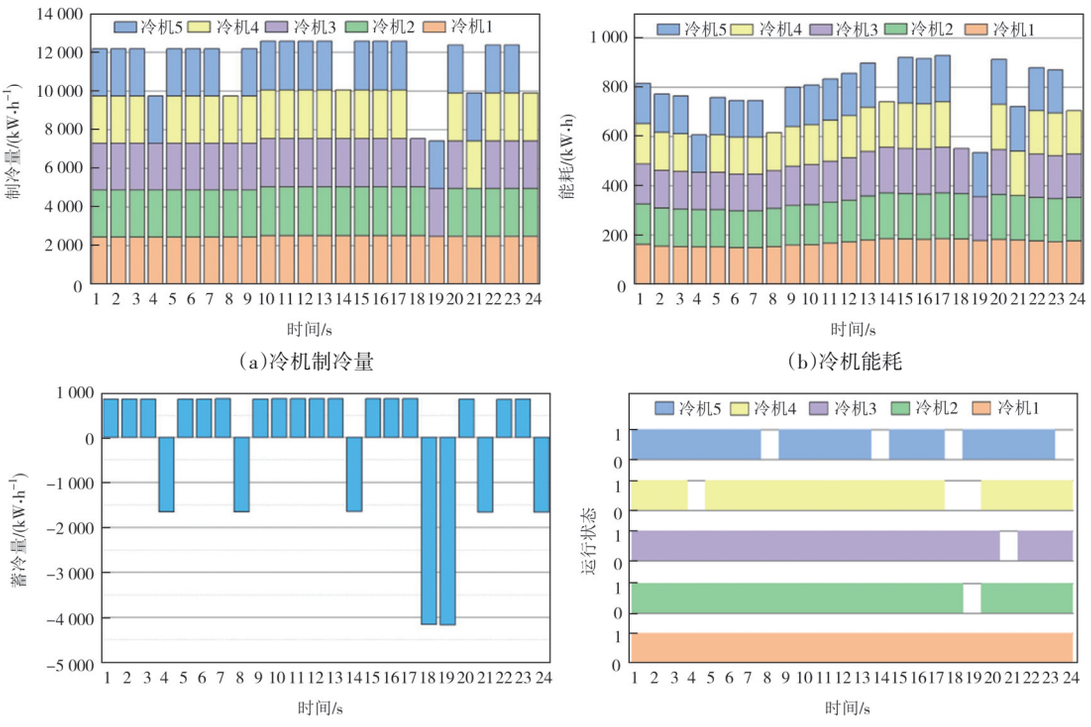


(a)冷机制冷量 (b)冷机能耗

(c)冷机蓄冷量 (d)冷机运行状态

图6 冷水机组运行与控制决策变量(R=2)

Fig.6 Chillers operation and control decision variables(R=2)

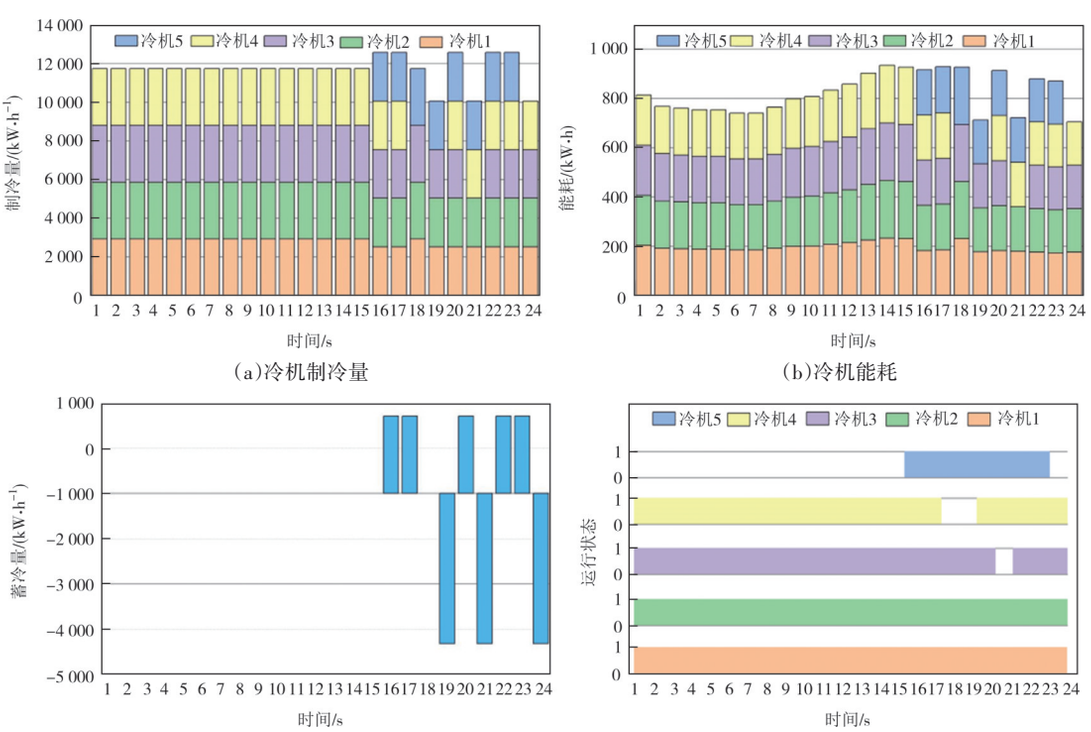


(a)冷机制冷量　(b)冷机能耗

(c)冷机蓄冷量　(d)冷机运行状态

图 7　冷水机组运行与控制决策变量(R=3)

Fig.7　Chillers operation and control decision variables(R=3)



(a)冷机制冷量　(b)冷机能耗

(c)冷机蓄冷量　(d)冷机运行状态

图 8　冷水机组运行与决策变量(R=4)

Fig.8　Chillers operation and control decision variables(R=4)

结合图6~图8和表3的数据,可以观察到当R=2和R=3时,系统能耗较小,R=4时系统能耗最大.这一趋势表明当冷水机组的连续运行时间限制较小时,寻优算法有更大的寻优空间,从而可以得到能耗更低的运行策略.然而,当R=3时,系统能耗略低于R=2时的能耗,但是系统的净蓄冷量远小于R=2时的系

统净蓄冷量,这表示R=3时冷机承担了更少的冷负荷,这部分冷负荷由之前储存在蓄冷水箱中的冷量提供.模拟结果表明,尽管降低冷水机组的连续运行时间约束可以减少制冷系统的能耗,但过短的运行时间可能导致冷水机组出现频繁的启停循环,从而缩短设备使用寿命和降低系统稳定性.因此,根据模拟结果综合考虑,R=3可能是最合适的选择,因为它在系统性能和能耗之间取得了平衡.后续的模拟分析将基于R=3的模拟结果.

表3 不同连续运行时间约束下冷机制冷量、净蓄冷量、能耗

Tab.3 Cooling capacity, net cold storage capacity, energy consumption of chiller under different continuous operating time constraints **kW·h**

R	制冷量	净蓄冷量	冷机能耗	系统能耗
2	276 309.94	−387.72	18 892.34	27 439.19
3	274 793.76	−1 996.85	18 726.75	26 864.55
4	280 715.04	−714.28	19 744.55	28 536.79

3.4 冷却系统全年能耗分析

图9比较了两种控制策略下各设备的年能耗和降幅.相较于对照策略,优化策略使冷水机组的全年总能耗减少了5.99%,冷却塔的全年总能耗减少了21.38%,冷却水泵全年总能耗减少了11.98%,冷冻水泵全年总能耗5.67%.

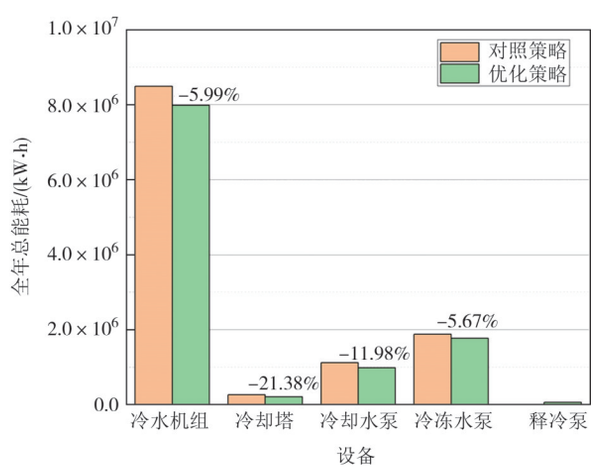


图9 两种策略全年能耗及降幅

Fig. 9 Energy consumption and reduction rate of two strategies throughout the year

此外,优化策略增加了释冷泵的能耗,而对照策略中未使用释冷泵.冷却系统的年总能耗从1.179 4×10^7 kW·h降低至1.102 5×10^7 kW·h,实现了6.52%的节能率.由于冷水机能耗占冷却系统能耗的绝大部分,因此冷却系统的节能效果主要得益于优化策略使冷水机组在各时间段都能运行在较高的能效点,并且以冷却系统总能耗最小为目标制定最佳的运行策略.

图10展示了冷水机组全年COP的概率密度分布.概率密度分布用于描述变量落在特定范围内的概率,该概率等于在该范围内曲线下的面积,而在整个空间内的面积为1.因此,如果曲线右侧的面积较大,表示冷水机组的效率较高.从图10中可以看出,使用所提出的优化控制策略后,冷水机组的整体COP显著提高.尤其是在较高COP值范围内,优化策略下的蓝色曲线下的面积远大于对照策略下的红色曲线下的面积.

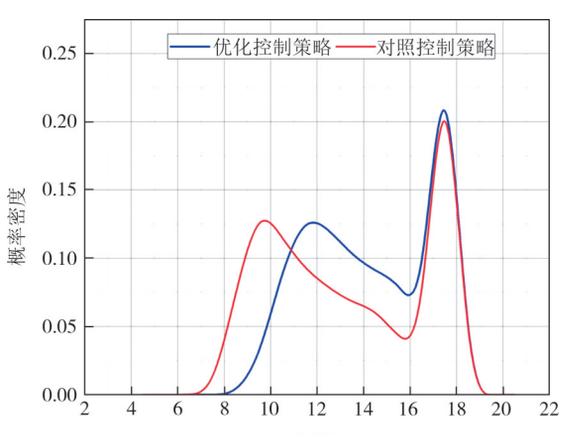


图10 冷水机组全年COP概率密度分布图

Fig. 10 Probability density distribution graph of chiller annual COP

根据式(16),在全年模拟期间内,对照系统(未应用优化控制策略)的总COP为13.41,而应用优化控制策略后的系统总COP增至14.25,增加了6.26%.

$$\mathrm{COP}_{\mathrm{tot}} = \sum Q_{\mathrm{tot}} / \sum P_{\mathrm{tot}} \tag{16}$$

式中:$\mathrm{COP}_{\mathrm{tot}}$为一定时期内冷水机组的总COP;$Q_{\mathrm{tot}}$为所有冷水机组总制冷量,kW·h;$P_{\mathrm{tot}}$为所有冷水机组的总耗电量,kW·h.

根据式(17),优化策略使得数据中心冷却系统能效比(Energy Efficiency Ratio, EER)从9.158增至9.777,增加了0.619.

$$\mathrm{EER} = \frac{Q_{\mathrm{s}}}{Q_{\mathrm{chiller}} + Q_{\mathrm{pump}} + Q_{\mathrm{ct}}} \tag{17}$$

式中:Q_{s}为冷却系统总制冷量,kW·h;Q_{chiller}为冷水机组总能耗,kW·h;Q_{pump}为所有水泵总能耗,kW·h;Q_{ct}为冷却塔总能耗,kW·h.

根据广州当地峰谷电价收费标准,对照策略下冷却系统的总电费为767.8万元,而优化策略使电费

降至714.6万元,节约了6.93%.这些结果证明,优化策略可以有效降低能耗和运行费用,其中节能是优先目标.

4 总 结

本研究基于广州某数据中心的水蓄冷冷却系统提出了一种基于MPC的优化控制策略.在优化策略下,对系统的年度运行性能进行了模拟分析,取得了令人满意的结果.具体来说,使用优化策略后,冷水机组的总COP从13.41增至14.25,相较于优化前提升了6.26%.同样,冷却系统的年总能耗从1.179 4×10^7 kW·h降低至1.102 5×10^7 kW·h,降低了6.52%,而数据中心的年EER从9.158增至9.777,增加了0.619.由此带来的结果是年度运行费用从767.8万元(优化前)降低至714.6万元(优化后),减少了6.93%.这些结果证明,提出的优化控制策略在降低能耗和运营成本方面具有显著效果.

参考文献

[1] 中国电子信息产业发展研究院.新型数据基础设施发展研究报告[N].中国计算机报,2022-09-05(8).
China Electronic Information Industry Development Research Institute. Research report on the development of new data infrastructure[N]. China Information World, 2022-09-05(8).

[2] ZHANG H N, SHAO S Q, XU H B, et al. Free cooling of data centers: a review[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2014, 35: 171-182.

[3] SAIDUR R. Energy, economics and environmental analysis for chillers in office buildings [J]. Energy Education Science and Technology Part A Energy Science and Research, 2010, 25(1/2): 1-16.

[4] 闫军威,陈城,周璇,等. 多台冷水机组负荷分配优化策略仿真研究[J]. 暖通空调,2016,46(4):98-104.
YAN J W, CHEN C, ZHOU X, et al. Simulation study on optimal load distribution strategy of multiple chillers [J]. Heating Ventilating & Air Conditioning, 2016, 46 (4): 98-104. (in Chinese)

[5] ABOU-ZIYAN H Z, ALAJMI A F. Effect of load-sharing operation strategy on the aggregate performance of existed multiple-chiller systems [J]. Applied Energy, 2014, 135: 329-338.

[6] LIAO J J, XIE X, NEMER H, et al. A simplified methodology to optimize the cooling tower approach temperature control schedule in a cooling system [J]. Energy Conversion and Management, 2019, 199: 111950.

[7] GUO Y B, TAN Z H, CHEN H X, et al. Deep learning-based fault diagnosis of variable refrigerant flow air-conditioning system for building energy saving [J]. Applied Energy, 2018, 225: 732-745.

[8] KATHIRGAMANATHAN A, DE ROSA M, MANGINA E, et al. Data-driven predictive control for unlocking building energy flexibility: a review [J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2021,135:110120.

[9] ASTE N, MANFREN M, MARENZI G. Building Automation and Control Systems and performance optimization: a framework for analysis[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2017, 75: 313-330.

[10] SOYGUDER S, ALLI H. Predicting of fan speed for energy saving in HVAC system based on adaptive network based fuzzy inference system[J]. Expert Systems with Applications, 2009, 36 (4):8631-8638.

[11] QURAT-UL-AIN, IQBAL S, KHAN S A, et al. IoT operating system based fuzzy inference system for home energy management system in smart buildings[J]. Sensors, 2018, 18(9):2802.

[12] AFRAM A, JANABI-SHARIFI F, FUNG A S, 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 & Buildings, 2017, 141:96-113.

[13] MA Y D, BORRELLI F, HENCEY B, et al. Model Predictive Control of thermal energy storage in building cooling systems[C]// Proceedings of the 48h IEEE Conference on Decision and Control (CDC) held jointly with 2009 28th Chinese Control Conference. Shanghai: IEEE, 2009: 392-397.

[14] SHAN K, FAN C, WANG J Y. Model predictive control for thermal energy storage assisted large central cooling systems[J]. Energy, 2019, 179: 916-927.

[15] DENG K, SUN Y, LI S S, et al. Model predictive control of central chiller plant with thermal energy storage via dynamic programming and mixed-integer linear programming [J]. IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, 2015, 12(2): 565-579.

[16] CHANG Y C, LIN F A, LIN C H. Optimal chiller sequencing by branch and bound method for saving energy [J]. Energy Conversion and Management, 2005, 46(13/14): 2158-2172.

[17] ZHUANG C Q, WANG S W, SHAN K. A risk-based robust optimal chiller sequencing control strategy for energy-efficient operation considering measurement uncertainties [J]. Applied Energy, 2020, 280: 115983.

[18] LIAO Y D, HUANG G S. A hybrid predictive sequencing control for multi-chiller plant with considerations of indoor environment control, energy conservation and economical operation cost [J]. Sustainable Cities and Society, 2019, 49: 101616.

[19] ZOU W K, SUN Y J, GAO D C, et al. Robust enhancement of chiller sequencing control for tolerating sensor measurement uncertainties through controlling small-scale thermal energy storage[J]. Energy, 2023, 280: 128152.

[20] LIAO Y, HUANG G, DING Y F, et al. Robustness analysis and enhancement of chiller sequencing control under uncertainties[J]. Procedia Engineering, 2017, 205: 1878-1885.

[21] ALRAWASHDEH K, PURDY C. Toward an online anomaly intrusion detection system based on deep learning[C]//2016 15th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA). Anaheim, CA: IEEE, 2016: 195-200.

[22] BERNIER M A, BOURRET B. Pumping energy and variable frequency drives[J]. ASHRAE Journal, 1999, 41(12): 37-40.