

Journal of System Simulation

Volume 33 | Issue 1

Article 19

1-18-2021

Real-Time Prediction of Primary Flow by MPC Method in Heating System

Zhongbo Li

1. Beijing District Heating Group, Beijing 100028, China; ;

Jia Meng

1. Beijing District Heating Group, Beijing 100028, China; ;

Kang Yan

1. Beijing District Heating Group, Beijing 100028, China; ;

Haihong Wang

1. Beijing District Heating Group, Beijing 100028, China; ;

See next page for additional authors

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>

 Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Real-Time Prediction of Primary Flow by MPC Method in Heating System

Abstract

Abstract: Based on the model predictive control method, this paper uses the discrete controlled autoregressive model to establish the dynamic heat transfer delay model of the secondary network and the thermal station model. The polynomial fitting method of machine learning algorithm is applied to identify and calibrate the parameters of the secondary network model and the thermal station model. The primary flow rate of the heating station under future operating conditions is predicted based on the model results, which provides a basis for the quality-based regulation of heating system. The model is verified by measured data, and the actual deviation is less than 5%, which provides a good guide for the engineering practice of heating system flow regulation.

Keywords

heating system, thermal inertia, Model Predictive Control(MPC), dynamic model, flow rate prediction

Authors

Zhongbo Li, Jia Meng, Kang Yan, Haihong Wang, Li Miao, Lü Qing, Jingjing Xie, and Dajun Fang

Recommended Citation

Li Zhongbo, Jia Meng, Kang Yan, Wang Haihong, Li Miao, Lü Qing, Xie Jingjing, Fang Dajun. Real-Time Prediction of Primary Flow by MPC Method in Heating System[J]. Journal of System Simulation, 2021, 33(1): 180-188.

基于 MPC 方法的供热系统一次侧流量实时预测

李仲博¹, 贾萌¹, 康焱¹, 王海鸿¹, 李淼², 吕青², 谢晶晶³, 方大俊^{3*}

(1. 北京市热力集团有限责任公司, 北京 100028; 2. 北京华热科技发展有限公司, 北京 100028;
3. 常州英集动力科技有限公司, 江苏 常州 213022)

摘要: 基于模型预测控制方法, 使用离散的受控自回归模型建立二级网动态热传输滞后模型与热力站模型, 结合机器学习算法中的多项式拟合方法对二级网模型和热力站模型中的参数进行辨识校准, 并基于模型结果对未来工况条件下的热力站一次侧流量进行预测, 为供热系统质量调节提供依据。使用实测数据对模型进行了验证, 实际偏差在 5%以下, 为供热系统流量调节的工程实践提供了良好的指导。

关键词: 供热系统; 热惯性; 模型预测控制; 动态模型; 流量预测

中图分类号: TP18 文献标志码: A 文章编号: 1004-731X (2021) 01-0180-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.19-0148

Real-Time Prediction of Primary Flow by MPC Method in Heating System

Li Zhongbo¹, Jia Meng¹, Kang Yan¹, Wang Haihong¹, Li Miao², Lü Qing², Xie Jingjing³, Fang Dajun^{3*}

(1. Beijing District Heating Group, Beijing 100028, China; 2. Beijing HuaRe Technology Limited Company, Beijing 100028, China;
3. Changzhou Engi Power Technology Limited Company, Changzhou 213022, China)

Abstract: Based on the model predictive control method, this paper uses the discrete controlled autoregressive model to establish the dynamic heat transfer delay model of the secondary network and the thermal station model. The polynomial fitting method of machine learning algorithm is applied to identify and calibrate the parameters of the secondary network model and the thermal station model. The primary flow rate of the heating station under future operating conditions is predicted based on the model results, which provides a basis for the quality-based regulation of heating system. The model is verified by measured data, and the actual deviation is less than 5%, which provides a good guide for the engineering practice of heating system flow regulation.

Keywords: heating system; thermal inertia; Model Predictive Control(MPC); dynamic model; flow rate prediction

引言

模型预测控制(Model Predictive Control, MPC)是一种基于模型的控制算法, 它通过当前状态和预测模型, 就可预测系统未来的动态行为, 同时可通过模型预测、滚动优化、反馈校正实现高质量的控制, 因而在工业上获得了广泛的应用^[1-4]。状态方程、传递函数、阶跃响应等, 但凡有预测功能的信

息集合, 都可作为 MPC 的预测模型。

MPC 是一种含有优化策略的控制算法, 但在实际应用中, 存在模型失配、干扰等因素, 故需要结合运行数据进行反馈校正。反馈校正在形式上也有多种, 通常的做法是在预测模型不变的基础上, 根据干扰和偏差引起的目标误差对控制量加以补偿; 同时, 也可根据对系统的辨识^[5]及反馈信息在线修正预测模型^[6]的参数, 以减小目标误差。结合

反馈校正机制, 对实际系统运行执行滚动优化, 对系统未来动态行为做出较准确的预测, 更有利于提升实际系统控制的性能。

MPC 控制可广泛应用于工业农业生产过程的控制中, 城市供热系统也不例外。作为具有高延迟、热工水力复杂耦合的能源系统, 大规模集中供热城市的供热热网的调度^[7]是一个焦点问题, 采用 MPC 控制有望解决传统反馈控制无法解决的按需精准供热问题。魏延宝等^[8]基于时间序列分析原理, 采用最小二乘参数估计方法, 回归了供热系统负荷预测的自回归滑动平均模型, 并应用于对实际供水温度的预测。林琦^[9]通过对散热器的建模分析, 与建立兼顾预测末端热用户室温的区域供热系统热动态模型, 来预测供热末端用户室内温度的实时分布, 为供热系统运行调控提供末端数据参考。于波等^[10]基于历史数据与人工神经网络构建了热负荷预测模型, 再通过对供热系统动态运行调控模型进行简化, 指导实际系统的运行调控。崔高键等^[11]将供热系统作为一个黑箱, 采用 Elman 型模型, 运用神经网络建立了供热系统负荷的预测模型。陈长明^[12]基于机理仿真模型与辨识方法, 分析了供热系统的动态特性。魏晋宏等^[13]通过对供暖系统特性的分析, 建立了基于阶跃响应的二阶系统, 应用于燃气热水锅炉运行特性建模及二级系统动态控制, 并进行了半实物的仿真实验, 得到较好的控制效果。本文在前人的基础上, 基于 MPC 控制的技术路线, 对供热系统热力站特性进行分析, 使用离散的受控自回归模型(Controlled Auto Regressive, CAR)建立热力站与二级网动态热传输滞后模型, 采用机器学习方法对模型参数进行辨识, 实现模型的校正, 从而基于模型与系统的参数条件, 对热力站一次的流量进行预测, 实现供热大滞后系统的精准调控。

1 供热系统预测模型

本文采用离散的 CAR 模型对供热系统二级网及热力站进行建模分析, 并基于模型结果实现供热系统一次侧流量的实时预测。

1.1 受控自回归模型

离散的受控自回归模型可表述为:

$$A(z^{-1})y(k) = B(z^{-1})u(k) + v(k) \quad (1)$$

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots a_{n_a}z^{-n_a} \quad (2)$$

$$B(z^{-1}) = b_0 + b_1z^{-1} + b_2z^{-2} + \dots b_{n_b}z^{-n_b} \quad (3)$$

式中: $k=1, 2, \dots, N$ 为时间序列; $\{u(k)\}$ 为系统输入序列; $\{y(k)\}$ 为系统观测输出序列; $\{v(k)\}$ 为零均值随机白噪声序列; z^{-1} 为单位后移算子。 $z^{-1}y(k)=y(k-1)$, $zy(k)=y(k+1)$ 。假设系统为时不变系统, $A(z^{-1})$, $B(z^{-1})$ 为算子 z^{-1} 的常系数时不变多项式。

对于多输入系统来说 B 和 u 具有以下形式:

$$B(z^{-1}) = [B_1(z^{-1}), B_2(z^{-1}), B_3(z^{-1}) \dots] \quad (4)$$

$$u(t) = \begin{bmatrix} u_1(t) \\ u_2(t) \\ u_3(t) \\ \dots \end{bmatrix} \quad (5)$$

假设 $A(z^{-1})$, $B_1(z^{-1})$, $B_2(z^{-1})$, $B_3(z^{-1})$ 阶次相同, 则式(1)可以转化成:

$$\begin{aligned} y(k) = & -a_1y(k-1) - a_2y(k-2) - \dots - \\ & a_ny(k-n) + b_{10}u_1(k) + b_{11}u_1(k-1) + \\ & b_{12}u_1(k-2) + \dots + b_{1n}u_1(k-n) + b_{20}u_2(k) + \\ & b_{21}u_2(k-1) + b_{22}u_2(k-2) + \dots + \\ & b_{2n}u_2(k-n) + b_{30}u_3(k) + b_{31}u_3(k-1) + \\ & b_{32}u_3(k-2) \dots + b_{3n}u_3(k-n) + \dots + v(k) \end{aligned} \quad (6)$$

式(6)可进一步写成:

$$y(k) = \varphi(k) \theta_2 + v(k) \quad (7)$$

式中: $\varphi(k) = [-y(k-1) \dots -y(k-n)u_1(k) \dots u_1(k-n) \dots u_2(k) \dots u_2(k-n)u_3(k) \dots u_3(k-n) \dots]$
 $\theta = [a_1 \dots a_n \ b_{10} \dots b_{1n} \ b_{20} \dots b_{2n} \ b_{30} \dots b_{3n} \dots]^T$

1.2 热力站二级网建模

本文所涉及供热系统, 其传统二级网结构如图 1 所示, 来自于热力站出口的二级网供水经过管道进入到各个建筑物中, 经过室内换热器为各建筑物提供热量。其中, “一次供温”为热力站一级网供水温度, “一次流量”为热力站一级网流量, “一次回温”为热力站一级网回水温度, “二次供温”为热力站二级网供水温度, “二次流量”为热力站二级网

流量，“二次回温”为热力站二级网回水温度，“入口温度”为建筑物热力入口处的温度，“出口温度”为建筑物热力出口处的温度。建筑物所需热量大小受其自身结构特性、材料特性以及室外环境影响，对于每栋建筑不同楼层其环境因素(如风速、光照、温度)也不相同^[14]。从物理特性分析对二级网进行建模是项工程量巨大的工作，建筑物特性、保温材料、管道参数等数据不准确，均会导致模型与实际系统不匹配。而实际供热系统中二级网数据，基本上无法满足从物理特性上建立二级网模型的条件，因此需要探索其他的方法对二级网进行建模研究。

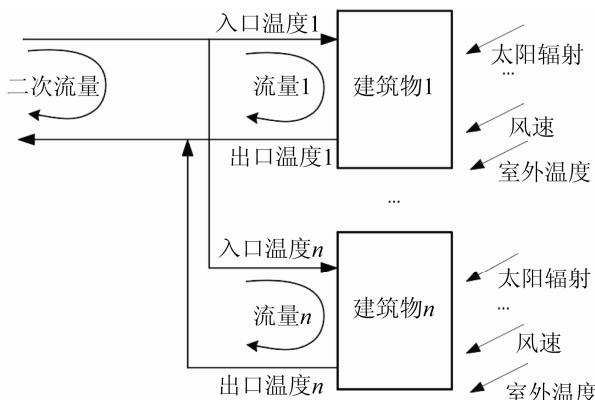


图 1 供热系统二级网模型
Fig. 1 Secondary network model of heating system

因为二级网其整体阻力特性、结构特性、围护特性不会发生很大变化，本文将热力站二级网作为一个整体进行研究，在不影响特性的前提下对二级网模型进行简化处理，抽象出二级网到建筑物的黑箱模型，来描述从二级网供水进入建筑物、回到热力站这个过程中的动态热传输延迟模型。环境特性是影响二级网模型的主要因素，温度是环境特性的关键参数，本文将室外温度作为二级网模型环境特性的一个输入变量，其他环境参数作为噪声，在研究中不予考虑。二级网模型则可简化为图 2 所示。

基于前述 CAR 模型，本文将二次供温、二次流量、室外温度作为输入变量，将二次回温作为输出变量构建二级网动态模型。本文采用基于机器学习的多项式拟合方法对二级网模型的参数进行辨识求解。

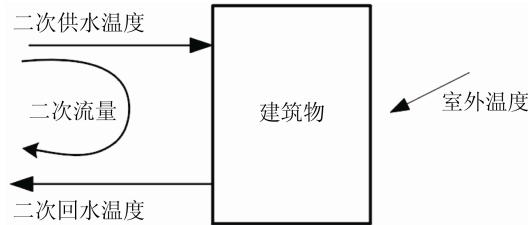
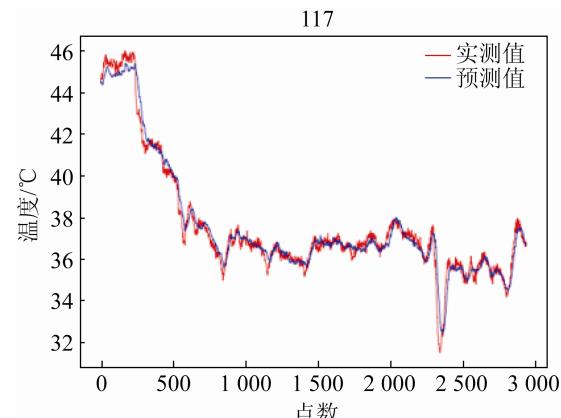


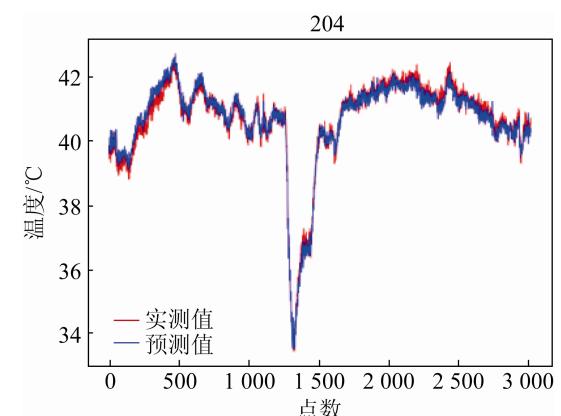
图 2 供热系统二级网简化模型
Fig. 2 Simplified model of secondary network of heating system

采用项目公司多个热力站实际运行数据(采样周期 5 min)，生成各自的二级网系统模型，取 4 个热力站的拟合结果如图 3 所示。

在回归分析中，常用均方根误差 RMSE(Root Mean Squared Error, RMSE)作为评价指标衡量拟合效果。 $RMSE = \sqrt{(1/n) \sum (y_{pred} - y)^2}$ ，其中 y_{pred} 为预测值， y 为实测值。图 3 中 4 个热力站二次网 RMSE 分别为：0.438 2, 0.183 4, 0.163 6, 0.126 7。各热力站二级网模型拟合均方根误差如表 1 所示。



(a) 1号热力站



(b) 2号热力站

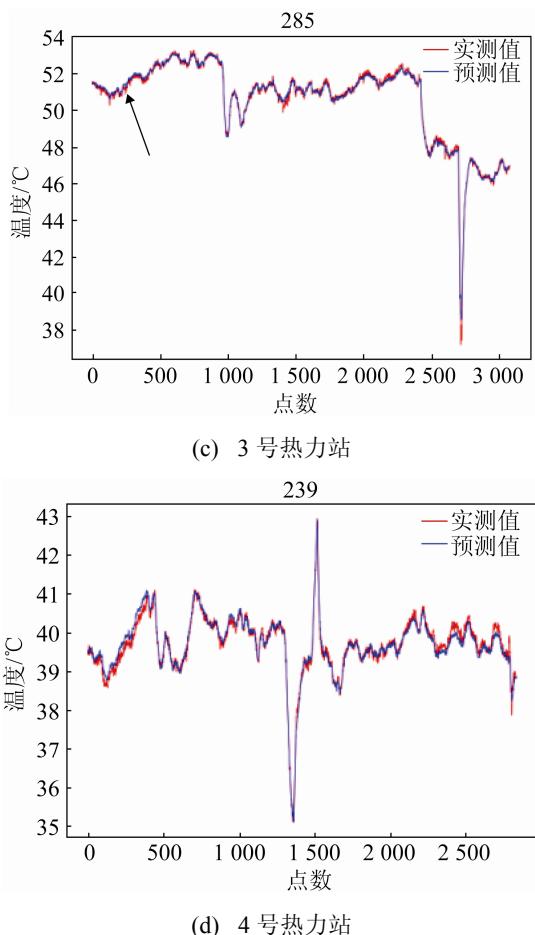


图3 二级网回温的预测值与实测值对比曲线
Fig. 3 Comparison between model prediction and measurement of secondary network return temperature

表1 二级网模型的 RMSE 值
Tab. 1 RMSE value of secondary network model

PID	二级网 RMSE	PID	二级网 RMSE
202	0.358 4	180	0.458 7
68	0.651 7	257	0.281 3
100	0.202 4	316	0.271 6
117	0.438 2	322	0.500 2
204	0.183 4	803	0.231 0
285	0.163 6	1 127	0.657 8
239	0.126 7
5 040	0.235 7	1 298	0.341 2
12 583	0.338 3	1 108	0.321 6
833	0.200 2	1 267	0.279 0
6 850	0.101 5	1 274	0.406 3
169	0.220 3	1 825	0.599 7
165	0.230 1		

由表1可知CAR模型能有效描述与预测热力站二级网模型的动态特性。由于二级网模型是时变

系统, 在实际应用中应不断采用新的运行数据对模型进行修正。

1.3 热力站建模

二级网模型建立了热力站二次供温、二次流量、室外温度与二次回温之间的模型, 而在室外工况变化时, 一次流量是决定二级网输入负荷的主要参数, 也是实际调控过程中的主要控制参数之一, 因此, 基于二级网模型, 获取一级网调控流量, 还需要建立室外温度与一级网需求流量之间关系的模型。

本文进一步对热力站一级网与二级网的换热器特性进行建模, 热力站换热模型如图4所示。

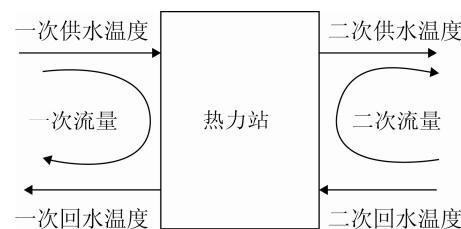


图4 热力站模型
Fig. 4 Substation model

根据换热器机理, 换热器的工况由一次供温、二次回温、一次流量、二次流量与换热器结构特性决定。基于CAR模型, 本文将一次供温、一次流量、二次流量、二次回温作为输入变量, 将二次供水温度、一次回温作为输出变量构建热力站动态模型。

实际调控过程中, 一次供温由热源决定, 为已知量, 二次回温与室外工况相关, 由二级网模型得到, 另外, 二次流量一般不进行调节, 所以动态模型中可以不考虑二次流量。二次供温常用于供热企业评价用户侧的供热效果, 一次流量主要用于控制二次供水温度, 因此, 准确模拟两者之间的关系有重要意义。本文基于二级网模型, 二次供水温度作为二级网的输入量, 基于热力站的动态模型, 又作为热力站模型的输出量, 因此, 可将二级网模型与热力站模型串级连接, 可以定量预测在不同工况下, 以室外温度、二次回温、一次流量作为输入, 基于模型可计算二次供温的预测值。

与二级网建模方式相同,热力站模型也采用多项式拟合对模型参数进行辨识。

同样基于项目公司4个热力站实际运行数据(采样周期为5 min),建立各热力站的模型。图5为各热力站二次供温预测值与实际值的拟合曲线。

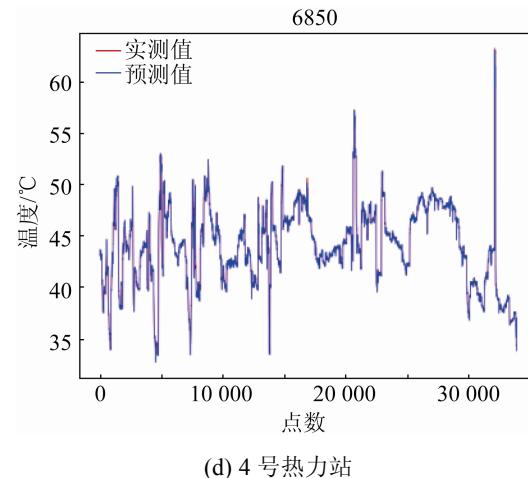
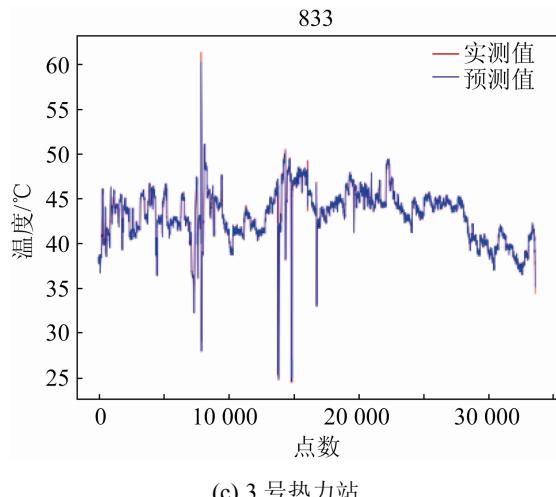
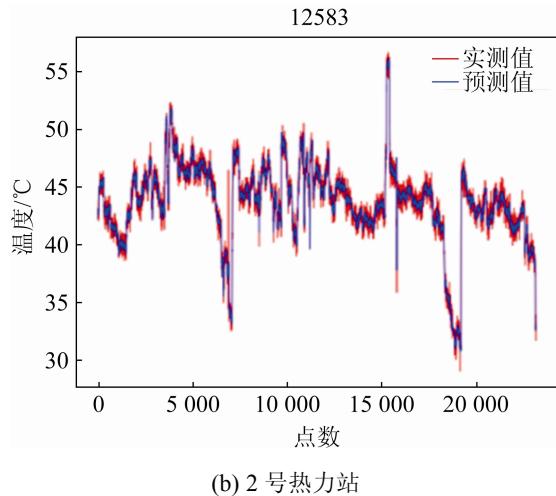
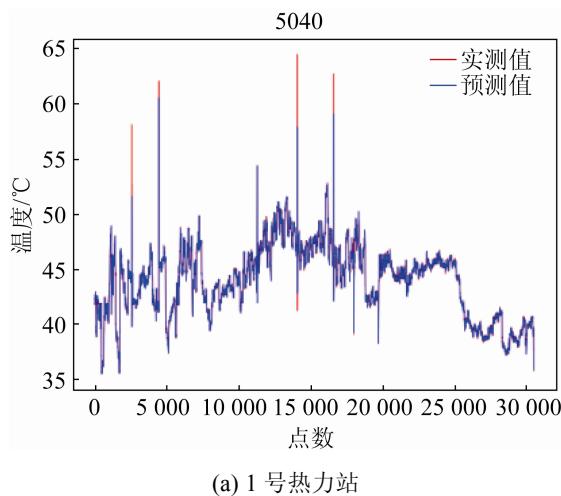


图5 二级网供温的预测曲线
Fig. 5 Fitting curve of water supply temperature of substation

图5中4个热力站二次供温均方根误差RMSE分别为:0.2587,0.3563,0.2072,0.1150。各热力站模型RMSE如表2所示,表明CAR模型能有效描述与预测热力站换热器模型的动态特性。但需要注意的是,换热器模型也是时变系统,在实际应用中应采用新的运行数据对模型进行修正。

表2 热力站模型的RMSE值
Tab. 2 RMSE value of substation model

PID	换热站 RMSE	PID	换热站 RMSE
202	0.4015	180	0.5816
68	0.8326	257	0.4011
100	0.2412	316	0.3512
117	0.4452	322	0.5444
204	0.3612	803	0.2413
285	0.3714	1127	0.6667
239	0.2223
5040	0.2587	1298	0.5544
12583	0.3563	1108	0.3678
833	0.2072	1267	0.2615
6850	0.1150	1274	0.4514
169	0.2833	1825	0.6812
165	0.3015		

2 基于模型的供热系统实时需求流量预测

2.1 模型预测控制滚动优化控制

在模型预测控制算法中,为提高系统的鲁棒

性, 要求闭环响应过程应尽量平滑到达稳定值。令供热系统控制模型的描述为:

$$w(k+i) = \alpha^i y(k) + (1 - \alpha^i) y_r$$

式中: $w(k+i)$ 为期望输出序列值; α 为柔化系数, $0 < \alpha < 1$; $y(k)$ 为系统 k 时刻实测输出值; y_r 为系统给定值。

系统的最优化准则 J 表达式如式(8)所示:

$$\begin{aligned} J = \sum_{i=1}^P q(i)[y_p(k+i) - w(k+i)]^2 + \\ \sum_{i=1}^L \lambda(i)[\Delta u(k+i-1)]^2 \end{aligned} \quad (8)$$

式中: $q(i)$ 为误差加权系数, $\lambda(i)$ 为控制加权系数。

系统的模型预测是根据动态响应系统和控制增量来决定的, 该算法的控制增量是通过使最小化准则 J 的值来确定的。以使在未来 P 个时刻的输出值尽可能接近期望值, 为简单起见, 控制加权系数 $\lambda(i) = \lambda$ 。

令 $\mathbf{W}(k+1) = (w(k+1) \ w(k+2) \ \dots \ w(k+P))^T$, 式(3)可表示为:

$$\begin{aligned} J = [\mathbf{Y}_p(k+1) - \mathbf{W}(k+1)]^T \times \\ \mathbf{Q}[\mathbf{Y}_p(k+1) - \mathbf{W}(k+1)] + \Delta \mathbf{U}(k)^T \lambda I \Delta \mathbf{U}(k) \end{aligned} \quad (9)$$

令 $\frac{\partial J}{\partial \Delta \mathbf{U}_L(k)} = 0$ 得:

$$\begin{aligned} \Delta \mathbf{U}(k) = (\mathbf{A}^T \mathbf{Q} \mathbf{A} + \lambda I)^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{Q} \times \\ [\mathbf{W}(k+1) - \mathbf{Y}_0(k+1) - \mathbf{C}e(k)] \end{aligned} \quad (10)$$

将式(10)展开, 得 $\Delta u(k), \Delta u(k+1), \dots, \Delta u(k+L-1)$ 的最优值:

$$\Delta u(k+i-1) = \mathbf{d}_i^T \times [\mathbf{W}(k+1) - \mathbf{Y}_0(k+1) - \mathbf{C}e(k)] \quad (11)$$

式中: \mathbf{d}_i^T 为 $(\mathbf{A}^T \mathbf{Q} \mathbf{A} + \lambda I)^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{Q}$ 的第 i 行。

如果只执行当前时刻的控制增量 $\Delta u(k)$, $k+1$ 及其以后时刻的控制量重新计算的闭环控制策略, 则只须计算 $(\mathbf{A}^T \mathbf{Q} \mathbf{A} + \lambda I)^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{Q}$ 的第 1 行。

2.2 预测机制

对于二级网系统来说, 其控制目标为维持建筑物内温度在 18°C 。但是在实际应用中, 因为大多数站点没有在线室温测量数据, 无法将室温作为输出控制热力站运行。本文结合实际供热企业的调度经验, 采用热力站二次回温代替建筑物室内温度作为二级网控制目标, 二次回温达标即代表室温达标。因此, 本文以二次供温、二次流量为控制变量, 室外温度为不可控变量, 将其作为扰动。因实际系统中的二次流量不变, 在二级网模型与控制中均不引入二次流量, 二级网控制框图如图 6 所示。

基于历史运行数据、二级网模型、二次回水温度设定值, 通过二级网模型预测控制滚动优化算法可以得到二次供水温度下一时刻设定值。

同理, 对于热力站, 控制变量为一级网供水温度、一次侧流量。控制目标为二次供水温度。二次回水温度以及二次流量为不可控变量, 将其作为扰动, 由于二次流量不变, 因此热力站模型与控制中不引入二次流量, 热力站控制框图如图 7 所示。

基于历史运行数据、热力站模型、以及通过二级网模型预测控制得到的二次供水温度设定值, 通过热力站模型预测控制滚动优化算法可以得到一次供水温度以及一次流量设定值。

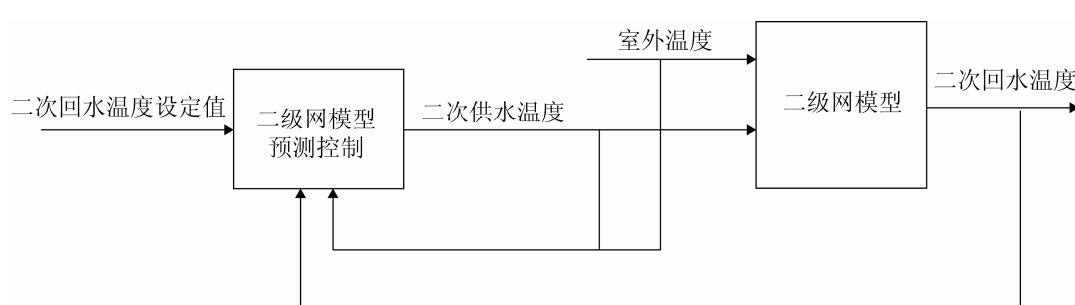


图 6 二级网控制流程图
Fig. 6 Control diagram of secondary network

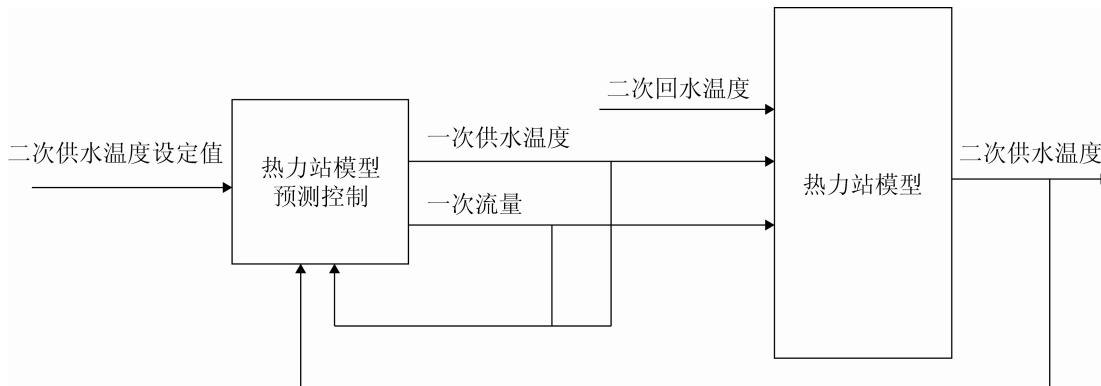


图 7 热力站控制流程图
Fig. 7 Control diagram of substation

实际系统中,热力系统一级网的一次供水温度变化较为缓慢,因此下一控制时刻设定值可用上一控制时刻值代替,带入热力站模型预测控制滚动优化算法,可得到下一控制时刻的一次流量设定值。对于下一时刻供暖可以自主调控的供热系统,可以基于模型求解一次供温和一次流量。本文采用上一控制时刻一次供水温度代替下一控制时刻一次供水温度,并依据上述控制思路,求解下一控制时刻一次流量设定值。

2.3 结果与讨论

本文基于热力站运行数据拟合出热力站与二级网动态模型,并且基于热力站以及二级网控制框图采用 MPC 方法求解热力站一次流量设定值。

图 8 为热力站一次流量设定结果,横坐标为时间序列,每个点间隔 5 min。

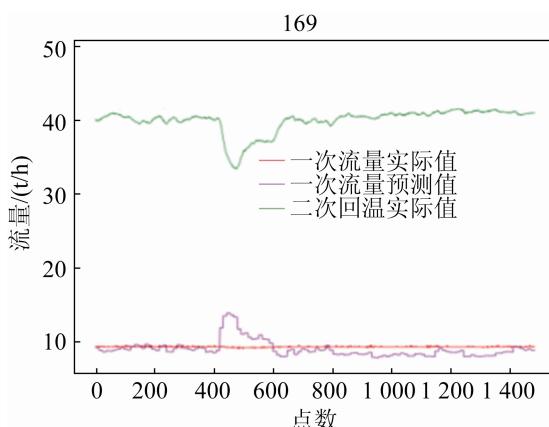
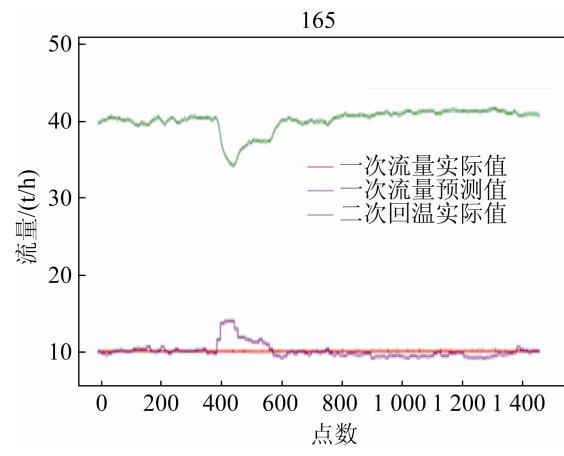


图 8 热力站一级网流量预测值
Fig. 8 Prediction of primary side flow of substation

从图 8 可以看出,当室外温度发生变化时,采用实际一次流量运行时,二次回水温度出现了十几个小时的降低,这表明室内温度在这一时段低于期望值,实际负荷小于需求负荷,热力站处于欠供状态。然而采用模型预测控制计算出的一次流量设定值在这一时段高于实际测量值,与实际供热的需求流量更为符合。

图 9 为其他几个热力站一次流量预测结果,由图 9 可知二次回水温度低于设定值时,一次流量设定值大于实际一次流量;当二次回温维持在设定值附近时,预测的一次流量与实际测量流量接近;当二次回水温度高于设定值时,一次流量设定值低于实际测量流量。表明采用模型预测控制能够跟随室外温度变化得到合理的一次流量设定值以维持二次回水温度维持在设定值。



(a) 1号热力站

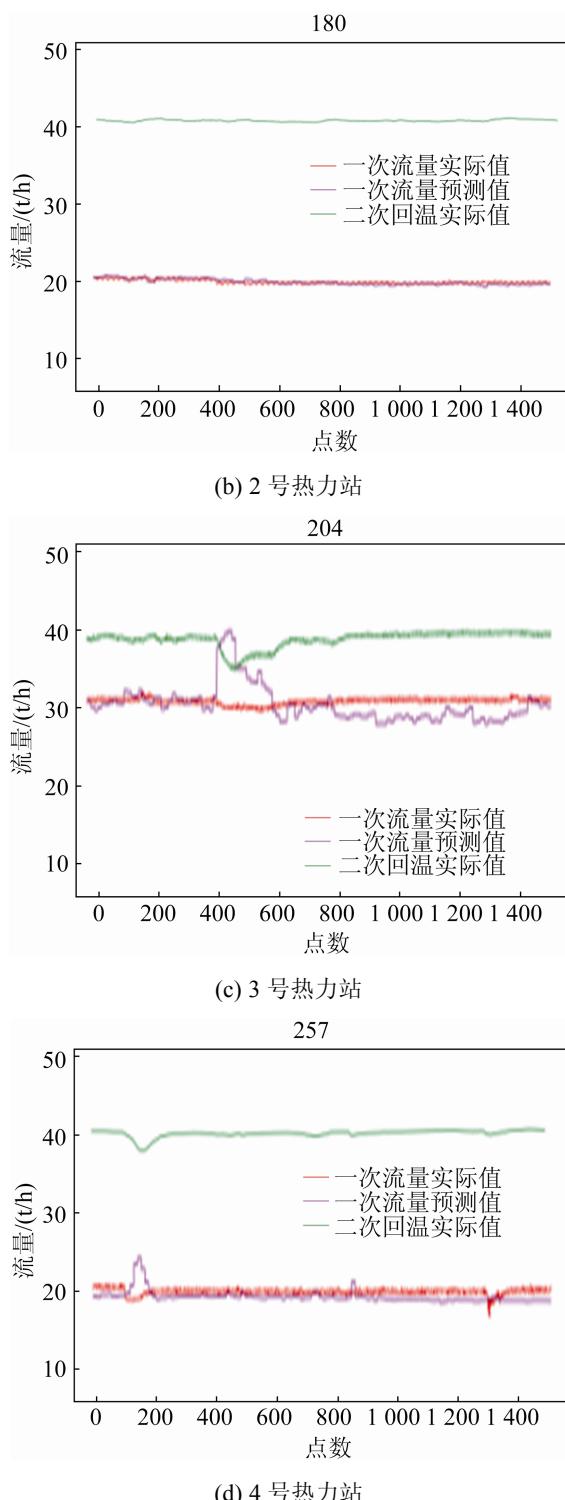


图 9 一级网流量预测值

Fig. 9 Prediction of substation primary flow

3 结论

本文研究采用 MPC 方法应用于供热系统流量的预测性调控, 可以得到结论:

(1) 采用 CAR 模型分别建立供热系统中二级网以及热力站的动态模型, 经过实际数据验证, 预测结果与实测结果的误差在 5% 以内。

(2) 本文在建立了二级网与热力站动态模型的基础上, 采用模型预测控制的滚动优化控制算法, 实时预测了在室外工况变化时, 热力站一次流量的目标值。基于模型预测的一次流量, 能够消除室外温度变化引起的二次回温变化, 使得二次回温能够稳定运行在设定值。

(3) 基于 MPC 方法, 可以为具有大滞后特性供热系统的一次侧流量的量化控制, 提供有效的指导。

参考文献:

- [1] 陈烈. 基于神经网络的热力站供热过程预测控制研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2009.
Chen Lie. Research on Heat Supply Predictive Control of Heating Station Based on Neural Network Method[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2009.
- [2] 赵琼. 智慧城市供热系统建模仿真与运行优化控制[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
Zhao Qiong. Modeling Simulation and Operational Optimization Control of Smart City Heating System[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.
- [3] 席裕庚. 预测控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 2013.
Xi Yugeng. Predictive Control[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2013.
- [4] 李国勇. 神经·模糊·预测控制及其 MATLAB 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2013.
Li Guoyong. The Realization of Neural-Fuzzy-Predictive Control through Matlab[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2013.
- [5] 于开平, 庞世伟, 赵婕. 时变线性/非线性结构参数识别及系统辨识方法研究进展[J]. 科学通报, 2009, 54(20): 3147-3156.
Yu Kaiping, Pang Shiwei, Zhao Jie. Advances in Method of Time-varying Linear/nonlinear Structural System Identification and Parameter Estimate[J]. Chinese Science Bulletin, 2009, 54(20): 3147-3156.
- [6] 庞中华. 系统辨识与自适应控制 MATLAB 仿真[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社, 2009.
Pang Zhonghua. System Identification and Self-adaptive Control of Matlab Simulation[M]. Beijing: Beihang University Press, 2009.
- [7] 江亿. 集中供热网控制调节策略的探讨[J]. 区域供热,

- 1997, 1(2): 10-14.
- Jiang Yi. The Discussion of Control Strategy in District Heating Networks, 1997, 1(2): 10-14.
- [8] 魏延宝, 林红权, 马增良, 等. 基于 ARMAX 模型的集中供热系统负荷预测研究[J]. 自动化与仪表, 2014, 29(7): 1-4.
- Wei Yanbao, Lin Hongquan, Ma Zengliang, et al. Central Heating System Load Prediction Based on ARMAX Model[J]. Automation & Instrumentation, 2014, 29(7): 1-4.
- [9] 林琦. 兼顾预测用户室温的供热系统动态模型研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2013.
- Lin Qi. A Dynamic Simulation Research on Heating System of Terminal Temperature Predicted[D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2013.
- [10] 于波, 卢欣, 李浩, 等. 基于负荷预测的园区供热系统运行优化技术[J]. 电力建设, 2017, 38(12): 77-86.
- Yu Bo, Lu Xin, Li Hao, et al. Heating System Operation Optimization Technology for Park Based on Load Prediction[J]. Electric Power Construction, 2017, 38(12): 77-86.
- [11] 崔高健, 凡东生, 曲永利. 基于 Elman 型神经网络集中供热负荷预测模型的研究[J]. 建筑节能, 2011, 1(3): 9-11.
- Cui Gaojian, Fan Dongsheng, Qu Yongli. Load Prediction Model of District Heating System Based on Elman Neural Network[J]. Construction Conserves Energy, 2011, 1(3): 9-11.
- [12] 陈长明. 城市供热系统二级网建模与动态特性分析[D]. 杭州: 浙江大学, 2017.
- Chen Changming. Urban Heating System of the Secondary Network Modeling and Dynamic Analysis[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2017.
- [13] 魏晋宏, 袁贺强. 预测控制在二次网供暖控制系统中的应用[J]. 暖通空调, 2012, 42(5): 100-103.
- Wei Jinhong, Yuan Heqiang. Application of Prediction Control to Secondary Heating Networks[J]. Heating Ventilation & Air Conditioning, 2014, 42(5): 100-103.
- [14] 丁锋. 系统辨识(2): 系统描述的基本模型[J]. 南京信息工程大学学报(自然科学版), 2011, 3(2): 97-117.
- Ding Feng. System Identification, Part B: Basic Models for System Description[J]. Journal of Nanjing University of Information Science & Technology (Natural Science Edition), 2011, 3(2): 97-117.