

# 基于 Trnsys 平台的中央空调 迭代学习控制研究

陆诗莹, 袁 薇, 陈立定

(华南理工大学 自动化科学与工程, 广州 510640)

**摘要:** 中央空调在生活中应用越来越广泛, 但其能耗占据大型建筑总能耗的 50% 以上, 同时全球能源危机向各国敲响了警钟, 因此中央空调系统的节能改造刻不容缓; 中央空调系统复杂, 为了建立精确的模型以研究控制算法应用于中央空调末端风机控制的效果, 采用了 Trnsys (瞬时系统模拟程序) 仿真平台进行建模, 通过 Trnsys 平台搭建冷负荷建筑和中央空调系统模型; 为克服 Trnsys 软件控制模块少、简单、不便修改等缺点, 采用了 Trnsys 与 Matlab (矩阵实验室) 联合仿真系统, 通过 Matlab 编程实现各种控制算法; 基于中央空调周期性工作的特性, 提出将迭代学习控制应用于其末端控制; 迭代学习控制算法计算简单、适应性强, 易于实现, 对于重复动作的系统有很好的控制效果; 对迭代学习控制的学习率、稳定性、收敛性等进行研究, 并通过仿真检验其控制效果; 在迭代学习控制作用下, 经过一定次数的学习, 被控变量能实现对目标曲线的无差跟踪, 达到比较理想的控制效果。

**关键词:** 中央空调; 迭代学习控制; 瞬时系统模拟程序; 矩阵实验室

## Research on Iterative Learning Control of Central Air Conditioning Based on Trnsys Platform

Lu Shiyong, Ai Wei, Chen Liding

(South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

**Abstract:** Central air conditioning is more and more applied in our lives. The energy consumption of central air conditioning accounts for more than 50% as which of large buildings. The global energy crisis sets off the alarm bells, thus energy conservation of central air conditioning system should be implemented without delay. The system of central air conditioning is complex. In order to provide an accurate model to study the control effect of the iterative learning control algorithm on the terminals of central air conditioner, it builds the model with the Trnsys platform. In order to overcome the weakness of the Trnsys control modules and realize various control algorithms, the joint simulation of Trnsys and Matlab is adopted. The iterative learning control can be applied to central air conditioning system that works periodically. The iterative learning control algorithm is simple, adaptable, easy to implement and takes good effect on repetitive working systems as well. The characteristics of iterative learning control such as rules, stability and convergence are studied and its performance is shown through simulation. It's shown that the controlled variable can track without steady-state error after learning for several times.

**Keywords:** central air conditioning; iterative learning control; Trnsys; Matlab

## 0 引言

由于中央空调系统的复杂性, 其模型难以准确建立, Trnsys 仿真平台能有效解决这一问题。Trnsys 仿真软件具有用于模拟建筑的模块, 可以设置光照、自热、自冷、湿度、自然通风、室内人数、设备等参数, 能够较为真实地模拟建筑系统特性及其扰动因素。至于控制方面, Trnsys 虽自带有 PID 控制模块, 但简单的 PID 控制难以达到理想的控制效果, 为克服这一缺点, Trnsys 提供了 type155 部件, 能实现其与 Matlab 的连接。迭代学习控制适用于具有重复性的运动过程, 中央空调系统的控制具有周期性, 能够通过迭代学习控制获得较好的控制效果。本研究基于 Trnsys 平台搭建建筑和空调系统模型, 通过与 Matlab 连接, 在 Matlab 中编写程序实现迭代学习控制算法, 以便于分析其控制效果。

收稿日期: 2017-08-12; 修回日期: 2017-08-29。

基金项目: 广东省科技重大专项项目(2013A011402003)。

作者简介: 陆诗莹(1994-), 女, 广东肇庆人, 硕士研究生, 主要从事控制科学与工程方向的研究。

## 1 Trnsys 与 Matlab 联合仿真系统

### 1.1 TRNSYS 仿真平台及模型建立

TRNSYS 的全称为 Transient System Simulation Program, 即瞬时系统模拟程序。Trnsys 的模块化分析法简化了系统建模, 其包含 71 个标准模块, 美国的 TESS 机构在此基础上开发出与其同名的元件库, TESS 库的增加完善了中央空调系统的建模, 使供冷系统模拟计算、空调节能优化研究变得便捷, 为本设计仿真奠定了基础。

本次仿真基于广州市某高校一幢教学楼其中一层, 包括 9 个教室, 进行中央空调末端风机的迭代学习控制研究。搭建的冷负荷建筑-空调系统模型如图 1 所示。

### 1.2 Trnsys 与 Matlab 通信原理

Trnsys 与 Matlab 的连接通信是通过 COM 技术实现的。COM 技术 (Component Object Model, 组件对象模型) 提供与编程语言无关的方法实现一个软件对象, 即两个用不同语言编程的对象, 可以通过共同的接口实现通信<sup>[1]</sup>。Matlab 通过 C 语言编写程序, Trnsys 通过 Fortran 语言编写程序, Trnsys 为这两种语言的连接提供了一个共同的接口——Type155, 使这

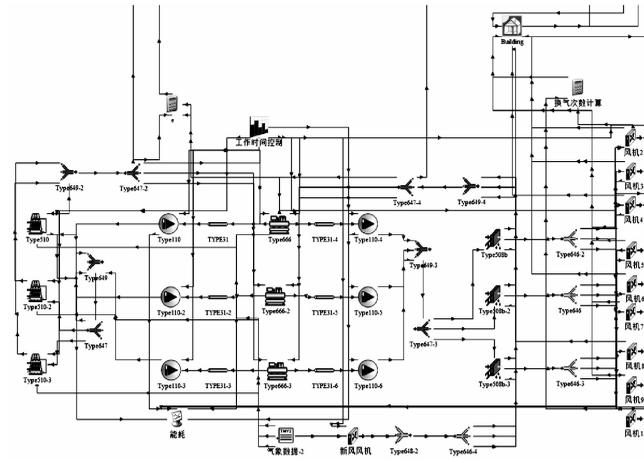


图 1 冷负荷建筑一空调系统模型

两个软件可以实现数据快速传递。

Trnsys 接口文件中, 包含 trnInfo (1) ~ trnInfo (15) 十五个信息序列, 其中 trnInfo (3) 用于指定输入个数, trnInfo (6) 用于指定输出个数, trnInfo (7)、(8)、(9)、(13) 用于指定不同的呼叫。除此以外, 在编程调试过程中, mFileErrorCode 这个变量起着重要作用。在运行 m 文件之前, Trnsys 会将 mFileErrorCode 变量初始值置 1, 将 mFileErrorCode 变量设为非 1 的值放入程序段, 若运行出错导致仿真停止, 则 Trnsys 会提示一个关于 mFileErrorCode 值的错误信息, 以此定位出错的程序段, 大大方便了程序的修改和调试。

Trnsys 与 Matlab 的通信, 是通过 type155 调用 m 文件实现的。调用的 m 文件是一个脚本文件, 而非 m 函数, 所以, 所有由 Trnsys 传递过来的变量以及在 m 文件中定义的变量都在 Matlab 的工作空间中产生。运行过程中, 所有 m 文件共享同 Matlab 工作空间, 所以像 trnInfo, trnTime 等变量将会彼此覆盖, 而其他自定义的变量亦是在 Matlab 工作空间中共享的, 编程时需要注意区分不同变量的名称<sup>[2]</sup>。

## 2 中央空调末端控制策略

常用的 VAV 系统送风机控制方法有定静压控制法、变静压控制法、总风量控制法 3 种<sup>[3]</sup>。表 1 列出了对以上 3 种风机控制方法的优缺点对比。

本文采用优化的总风量控制方法, 末端采用变频风机调节送风量, 由于末端调节对管道系统的阻力特性影响较小且末端风机保证了送风压力, 可有效消除风机调节与末端风量调节之间的耦合作用<sup>[4]</sup>。

表 1 不同风机控制法性能对比

控制方法	定静压控制法	变静压控制法	总风量控制法
结构	简单/复杂	复杂	中等
可靠性	中等	中等	高
末端耦合	风道压力	风道压力	风道压力 风机调节
节能性	视安装点而定	高	较高

## 3 迭代学习控制

### 3.1 迭代学习控制概述

迭代学习控制 (iterative learning control, ILC) 是一种具

有模拟人的学习过程的控制算法, 类似于运动员“肌肉训练”、人的“循序渐进”的学习规律的智能控制。由于该算法具有学习规则简单、可行性高、控制效果稳定等优点, 在智能控制领域得到了很大的关注, 也在近几十年中得到了巨大的发展, 在实际的生产中也得到了广泛应用<sup>[5]</sup>。

### 3.2 迭代学习控制原理

迭代学习控制通过对比系统的实际输出轨迹与原先给定的期望轨迹得到输出误差, 从而得到偏差信号, 并以此来获得新的控制输入, 由此增强系统的跟踪性能<sup>[6]</sup>。迭代学习控制的基本结构如图 2 所示。其中  $t \in [0, T]$ ,  $k$  表示迭代次数。在第  $k$  次运行中, 输入信号  $u_k(t)$  对应的被控系统输出为  $y_k(t)$ 。然后将得到的输出  $y_k(t)$  与期望输出  $y_d(t)$  进行对比获得偏差信号  $e_k(t)$ , 再将  $e_k(t)$  与本次输入  $u_k(t)$  通过迭代学习控制器设定好的算法获取新的输入  $u_{k+1}(t)$ 。然后, 在接下来的新的一次运行过程中, 新  $u_{k+1}(t)$  被存储起来并作用于被控对象。显然, 随着运行次数的增加, 系统输出慢慢接近期望输出。

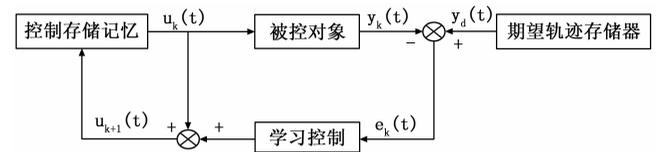


图 2 迭代学习控制基本结构

### 3.3 迭代学习控制学习率

输出误差定义:

$$e_k(t) = y_d(t) - y_k(t) \quad (1)$$

则控制输入  $u_{k+1}$ :

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \mathbf{U}(e_k(t), t) \quad (2)$$

学习率常见形式有:

P 型学习律:

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \mathbf{L}e_k(t) \quad (3)$$

D 型学习律:

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \mathbf{\Gamma} \dot{e}_k(t) \quad (4)$$

组合型学习律 (PD 型, PI 型, PID 型), PID 型学习律表示为:

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \mathbf{\Gamma} \dot{e}_k(t) + \mathbf{L}e_k(t) + \mathbf{\Psi} \int_0^t e_k(\tau) d\tau \quad (5)$$

其中:  $\mathbf{\Gamma}$ 、 $\mathbf{L}$ 、 $\mathbf{\Psi}$  为定常增益矩阵。算法中若使用的是上一次的误差  $e_k$  称为开环迭代学习控制, 若使用当前系统的误差  $e_{k+1}$  则为闭环迭代学习控制, 同时使用  $e_k$  和  $e_{k+1}$  则称为开闭环迭代学习控制<sup>[7]</sup>。

### 3.4 稳定性和收敛性

稳定是任何控制系统能够正常完成其功能的必要。但是, 对于迭代学习控制系统, 只达到系统稳定是不够的。要使系统输入能随着迭代进行得到期望值, 收敛性是必须的。

以离散时间的开环 PD 型迭代学习控制为例, 下面给出其收敛性的充分条件的证明过程。

被控系统的动态过程为:

$$\begin{cases} x(t+1) = f(x(t), u(t), t) \\ y(t) = g(x(t), u(t), t) \end{cases} \quad (6)$$

假设该系统在  $t \in [1, 2, \dots, T]$  上周期循环运行, 且每次

学习的初值  $x_0$  相同, 给定期望轨迹为  $y_d(t)$ 。用  $k = 0, 1, 2, \dots$ , 表示迭代次数,  $x_k, y_k$  和  $u_k$  为系统第  $k$  次运行对应的状态, 输出和控制输入, 则系统可表示为:

$$\begin{cases} x_k(t+1) = f(x_k(t), u_k(t), t) \\ y_k(t) = g(x_k(t), u_k(t), t) \end{cases} \quad (7)$$

输出误差:

$$e_k(t) = y_d(t) - y_k(t) \quad (8)$$

对系统的开环 PD 型学习律为:

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \mathbf{K}_d \dot{e}_k(t) + \mathbf{K}_p e_k(t) \quad (9)$$

其中:  $\mathbf{K}_p, \mathbf{K}_d$  为学习增益矩阵。

假设式 (6) 所示被控系统在离散时间区域  $t \in [1, 2, \dots, T]$  上满足以下条件:

- 1)  $\forall t, u, x_1, x_2$ , 有  $\|f(t, x_1, u) - f(t, x_2, u)\| \leq F(t, u) \cdot \|x_1 - x_2\|$
- 2)  $\forall t, x, u_1, u_2$ , 有  $\|f(t, x, u_1) - f(t, x, u_2)\| \leq M \cdot \|u_1 - u_2\|$ ;
- 3)  $\forall t, x_1, x_2$ , 有  $\|g(t, x_1) - g(t, x_2)\| \leq M \cdot \|x_1 - x_2\|$ ;
- 4) 每次运行的初始误差为一收敛为零的序列;
- 5) 存在唯一理想控制输入  $u_d(t)$  似的系统的状态和输出为期望值  $x_d(t), y_d(t)$ 。其中  $F(t, u)$  为  $(t, u)$  的连续函数。

用式 (9) 所示的 PD 开环迭代学控制律对上述系统进行控制, 使得输出  $y_k(t)$  以任意精度跟踪  $y_d(t)$  的充分条件为:

$$\rho_k = \|1 - \mathbf{D}_k(t+1)[\mathbf{K}_p + \mathbf{K}_d]\| < 1 \quad (10)$$

### 3.5 鲁棒性

上一节讨论的收敛性分析一般都是在理想环境下进行的。但在现实生产中, 由于存在无法忽视的干扰, 所以现实使用的迭代学习控制系统需要考虑在初始偏移、状态扰动、噪声干扰等情况下的系统的跟踪性能, 即鲁棒性问题<sup>[8]</sup>。迭代学习控制系统的鲁棒性非常重要, 其通常指的是被控对象运行过程存在干扰时, 系统保持稳定的能力。

为了保证控制系统的鲁棒性, 我们需要明确什么干扰情况下, 迭代学习控制算法才是收敛的。即实际运行中, 由于某种或某些扰动的存在, 初态误差并无法被控制系统修正, 且输出信息采集也存在无法避免的误差<sup>[9]</sup>。而在这样的条件下控制量还能收敛到理想区域, 就是我们需要研究的迭代学习控制的鲁棒性收敛问题。若离散时间系统的运动特性为:

$$\begin{cases} x_k(t+1) = f(x_k(t), t) + B(x_k(t), t)(u_k(t) + \eta_k(t)) \\ y_k(t) = Cx_k(t) \end{cases} \quad (11)$$

式中,  $t \in [1, 2, \dots, T], f, B$  对于  $x_k$  满足 Lipschitz 条件, 且  $B$  有界;  $\eta_k$  为输入扰动却满足  $\sup_{t \in [0, T]} \|\eta_k(t)\| \leq b_{\eta}$ ; 对于给定的初态  $x_0$ , 系统的初始扰动有界, 即  $\|x_k(0) - x_0\| \leq b_{x_0} (k = 0, 1, 2, \dots)$ 。

采用学习律:

$$u_{k+1}(t) = u_k(t) + \mathbf{\Gamma}_k(t)e_k(t) \quad (12)$$

式中,  $e_k(t) = y_d(t) - y_k(t), \mathbf{\Gamma}_k(t)$  为可逆增益矩阵。

定理 1: 期望轨迹  $y_d(t)$ , 将迭代学习律用于系统 (11) 中, 若:

$$\|I - \mathbf{\Gamma}_k(t)CB(x_k(t), t)\| \leq \rho < 1 \quad (13)$$

那么控制序列  $\{u_k(t), t \in [0, T]\}$  对于所有  $k$  有界。即存

在  $b_u$ , 使:

$$\sup_{t \in [0, T]} \|u_k(t)\| \leq b_u \quad (14)$$

定理 2: 期望轨迹  $y_d(t)$ , 将迭代学习律用于系统 (11) 中, 若对于任何给定初态  $x_0$ , 即确定性输入扰动  $\eta_0(t) (t \in [0, T])$ :

$$\lim_{k \rightarrow \infty} x_k(0) = x_0 \quad (15)$$

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \eta_k(0) = \eta_0 \quad (16)$$

那么, 迭代输出轨迹  $y_k(t)$  在  $t \in [1, 2, \dots, T]$  上一致收敛于  $y_d(t)$ , 即:

$$\lim_{k \rightarrow \infty} y_k(0) = y_0 \quad (17)$$

### 3.6 学习速度

学习速度为系统的输出与期望值得差值收敛到给定范围时系统迭代的次数。学习速度是一个学习算法质量高低的指标之一。就目前的研究成果来看, 对于迭代学习速度的结论主要归纳与下面几点:

- 1) 闭环迭代学习控制收敛速度明显比开环迭代学习控制收敛速度快许多;
- 2) 学习律不变时, 系统的收敛性和学习律存在着一定的矛盾, 即学习速度过快会导致系统丧失收敛性, 而当收敛区域过大又会导致学习速度过慢; 所以, 为了权衡两者, 需要对其参数进行适当调整。

3) 每次运行的初始状态偏差项偏差越小时, 收敛速度越快。初始控制越小, 收敛速度越快;

为了获得较快的收敛速度, 本文的仿真采用闭环 PD 型迭代学习控制算法。

## 4 其他控制算法

### 4.1 PID 控制

在经典控制理论中, 连续的输入  $e(t)$ 、输出  $u(t)$  的 PID 调节器在零初条件下可描述为:

$$u(t) = k_p \left[ e(t) + \left( \frac{1}{T_i} \right) \int_0^t e(t) dt + T_d \left( \frac{de(t)}{dt} \right) \right] \quad (18)$$

经过离散化可以得到全量式和增量式数字 PID 算式。相比于全量式 PID, 增量 PID 具有以下优点:

- 1) 避免了累加求和计算, 也就避免了计算精度不足而导致误差累积过大。
- 2) 增量式只与前 2 个误差值有关, 数据存储量较少, 避免了位置式储存每一拍的偏差值, 占用较大的内存空间。
- 3) 每次在前一拍的基础上计算增量, 即使增量计算有误差或者输出为零对系统运行影响较小。

基于增量式 PID 具有以上优点, 采用的简单 PID 控制以及下面介绍的控制算法均采用增量式进行编程。

### 4.2 积分分离 PID 控制

为了进一步减小超调量以及缩短调节时间, 考虑在原 PID 控制规律中加入积分分离。积分分离可有效避免饱和和效应——控制信号在积分作用下累加, 导致超出了物理输出范围, 即  $u < U_{\min}$  或  $u > U_{\max}$ , 或控制量变化率超出允许范围, 即  $|u'| > |U'_{\max}|$ , 就会引起非期望的效应, 一般是系统的动态响应性能恶化, 如上升时间延长、超调量增大。积分分离法的基本思想是当给定值发生突变, 偏差较大, 则只计算 P/D 项而忽略 I 作用, 直到偏差减小至一定的范围 ( $\pm \delta$ ) 内才开始加

入积分的作用。

### 4.3 不完全微分 PID 控制

微分控制器根据偏差值的变化趋势进行控制, 属于超前校正, 有助于减少超调, 克服振荡。但因系统响应的偏差变化率只有在第一个采样周期作用明显, 导致微分作用只在第一个采样周期起作用, 且作用很强, 容易溢出, 在响应后期又容易引进高频干扰, 在此引入不完全微分以改善这一问题。可以串联一个低通滤波器(一阶惯性环节)以抑制高频干扰影响; 或用被控变量的变化率代替偏差变化率, 则能改善系统动态性能, 抑制高频干扰。

## 5 仿真结果

### 5.1 迭代学习控制

选取 PD 型学习率闭环迭代学习控制进行仿真, 仿真时间区间选为 4344~4512 h, 即 7 月份的其中一周。设定中央空调系统每天的工作时间为 7:30~22:00, 为方便观察控制效果, 同时显示空调的 COP 值(冷水机组性能系数), 表示系统工作时段。图 3 为 PD 型迭代学习控制作用下房间的温度变化曲线。

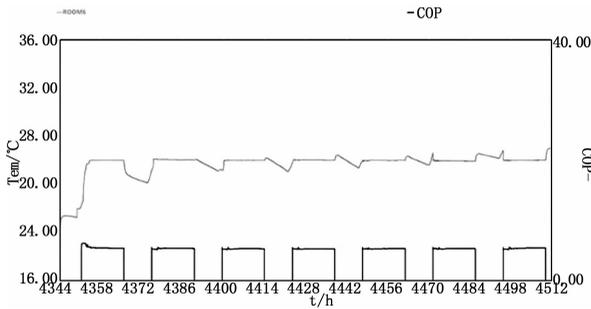


图 3 PD 型迭代学习控制温度曲线

系统第一天对目标温度曲线的跟踪仍存在一定的静态误差, 且调节时间较长。在闭环 PD 型迭代学习控制作用下, 经过 2 次迭代学习, 输出温度便能无差跟踪目标温度, 随着迭代次数的增加, 控制效果越来越好。

### 5.2 其他控制算法

为客观分析迭代学习控制算法对于空调系统的控制效果, 对规格、扰动参数等无关变量一致的房间, 采取其他控制算法进行仿真。

图 4 展示了不同控制算法对室内温度控制的作用效果, 包括迭代学习控制、简单 PID 控制、积分分离 PID 控制、不完全微分 PID 控制。

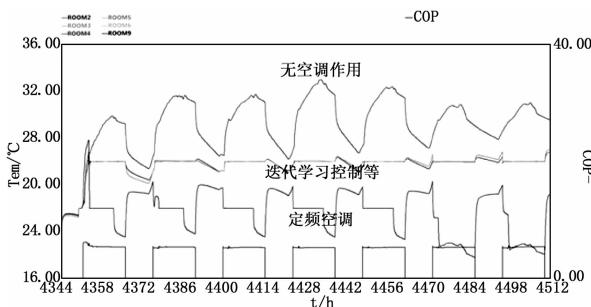


图 4 不同控制算法下房间温度曲线变化

加入控制算法的温度曲线控制效果明显, 能将室温维持于设定值 26 °C 且达到一定程度上的节能效果。将第一天的响应曲线部分放大, 如图 5 所示, 简单 PID 控制明显出现了超调; 积分分离 PID 虽能快速退饱和, 减小或者避免超调的出现, 但同时系统的暂态上升过程被放慢; 不完全微分 PID 控制引入对被控量的微分而避免了对偏差值的微分, 从而避免了给定值发生突变给系统带来超调或过大的冲击, 其控制效果明显优于 PID、积分分离 PID 控制。

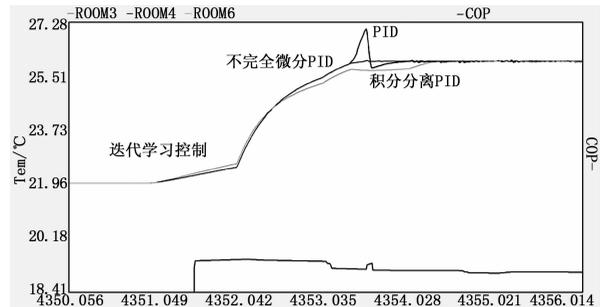


图 5 不同 PID 控制过渡过程

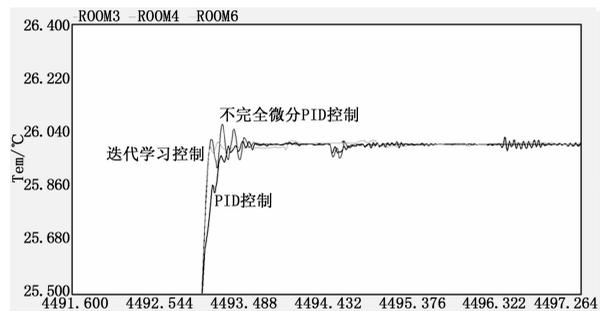


图 6 迭代学习与 PID 控制效果比较

将第七天的温度响应曲线放大, 如图 6 所示。普通 PID 控制调节时间比较长, 进入稳态后温度曲线因干扰作用而存在一定的抖动; 不完全微分 PID 控制虽有一定幅度的超调, 但响应较迅速, 在不完全微分的调节下, 能有效抑制高频干扰; 迭代学习控制的温度曲线响应迅速且温度曲线平稳, 经过多次迭代学习, 控制精度较高, 相较于其他算法控制效果较好。

## 6 结论

通过 Trnsys 仿真平台搭建建筑—空调系统模型, 能较好地模拟真实的对象, 联合 MATLAB 编写控制算法, 能较好地检验算法的控制效果。本文介绍了迭代学习控制算法, 通过仿真验证了 PD 型迭代学习控制随着迭代次数的增加, 控制效果越来越理想, 应用于周期性工作的中央空调系统的控制是非常合适的。

### 参考文献:

[1] 张文彬. MATLAB 和 TRNSYS 实时动态仿真技术. 上海市制冷学会 2009 年学术年会论文集 [A]. 上海市制冷学会 [C]. 2009.  
 [2] 刘羽岱. 基于模型预测控制的空调系统运行优化仿真研究. 上海市制冷学会 2013 年学术年会论文集 [A]. 上海市制冷学会 [C]. 2013.