

空调系统在线辨识算法的研究*

东南大学 白建波[★] 张小松[△]

摘要 空调系统可以看成是具有时变特性的一阶惯性加延迟的对象,针对递推最小二乘法只能辨识对象的过程参数而无法辨识延迟时间的问题,提出了一种基于最速下降法的在线辨识算法,可以同时辨识出时变情况下空调系统对象的过程参数和延迟时间。以空气焓差法试验台测试室的温度控制系统作为仿真对象对该算法进行了验证,结果表明,该算法具有较高的辨识精度,而且性能稳定。

关键词 空调系统 在线辨识 过程参数 延迟时间 最速下降法

Online identification algorithm for air conditioning systems

By Bai Jianbo[★] and Zhang Xiaosong

Abstract The air conditioning system can be described as a first-order-plus-delay-time model with time variation. By the recursive least squares (RLS) algorithm, the process parameters of the air conditioning system can be estimated but the delay-time can not be identified. Puts forward an online identification algorithm based on the gradient method which can estimate time-varying process parameters and delay-time simultaneously. Tests the identification algorithm in the temperature control system of the testing room of an air enthalpy-difference test bed. The results show that the algorithm has higher identification accuracy and stable performance.

Keywords air conditioning system, online identification, process parameter, delay time, gradient method

★ Southeast University, Nanjin, China

①

0 引言

在空调系统的运行过程中,对象的过程参数和延迟时间往往随着环境、负荷的变化而发生偏移,在此时已经整定过的PID控制器的参数往往不能满足新的对象特性的需要,从而导致控制性能的下降。

根据Åström等人的自适应控制理论^[1],固定增益的控制器使用在定常的系统中,而自适应控制系统通常使用在具有时变特性的控制系统中。在自适应控制系统中,控制参数自动调整来适应系统动态特性的变化。因此,针对空调系统参数时变的特性,最有效的方法是采用自适应控制技术。

在空调系统的自适应控制中,解决系统参数的辨识,尤其是延迟时间的辨识,是其应用于控制领域的关键。在工程应用中,采用阶跃响应实验获得系统已知数学模型的参数比较常见,但该方法只能

对特性参数不随时间变化的定常系统进行辨识,而空调系统模型的过程参数和延迟时间通常是时变的,因此对时变的空调系统进行辨识更有实际意义。

在文献[2-5]中,均采用了递推最小二乘算法对时变的空调系统模型进行在线辨识,但该类算法只能对空调系统的参数进行辨识,不能对延迟时间进行辨识。本文提出了一种基于最速下降法的在线辨识算法,能够同时辨识出空调系统的过程参数和纯延迟时间,而且具有较高的辨识精度和计算量小的优点,适合应用在空调系统的自适应控制系统中。

①☆ 白建波,男,1974年8月生,博士研究生

△ 210096 南京东南大学动力工程系

(025) 83792722

E-mail: rachpe@seu.edu.cn

收稿日期:2006-01-04

一次修回:2006-03-03

二次修回:2007-04-05

* 国家自然科学基金资助项目(编号:50376052)

1 空气焓差法试验台空调系统的数学模型

本文所采用的仿真的具体空调系统对象是空气焓差法试验台测试室的温度控制系统。空气焓差法试验台由两个测试室组成,两个测试室分别用来模拟空调器运行时的室内和室外环境。在试验台测试室的每个独立的空调系统中,主要包括制冷机组、电加热器、电加湿器和风机等设备。其中制冷机组只能进行宏观有级调节,而电加热器和电加湿器能够对系统的温、湿度进行连续的调节。当对空调对象的控制系统进行分析时,与电加热器、电加湿器相连的控制器将视为空调系统的控制器。本文所建立的数学模型将只考虑试验台测试室空调系统的温度控制部分,因此本文所指的测试室空调系统均指测试室空调系统中的温度控制部分。

1.1 空调系统数学模型的建立

本文采用集总参数法建立空调系统数学模型,首先对测试室空调系统的温度控制模型作以下假设:1) 测试室室内的空气不与室外的空气进行流通,而且密闭性良好,室内、外无直接热传递;2) 室内各点温度趋于均匀。根据能量守恒定律可以得到测试室房间数学模型表达式,为

$$q_a + q_w + q_f = q_h + q_l - q_r \quad (1)$$

其中

$$q_a = c_a V_a \rho_a \frac{dt_{in}}{d\tau} = c_a m_a \frac{dt_{in}}{d\tau} \quad (2)$$

$$q_w = c_w m_w \frac{dt_w}{d\tau} \quad (3)$$

$$q_f = c_f m_f \frac{dt_f}{d\tau} \quad (4)$$

$$q_h = k_u u \quad (5)$$

式(1)~(5)中 q_a 为室内空气单位时间内的热量增量,kW; q_w 为测试室墙体单位时间内的热量增量,kW; q_f 为测试室的设备单位时间内的热量增量,kW; q_h 为电加热器单位时间内的加热量,kW; q_l 为测试室内照明和风机单位时间内的散热量,kW; q_r 为通过测试室墙体在单位时间内向外散失的热量,kW; c_a 为空气的比热容,kJ/(kg·°C); V_a 为室内空气的体积,m³; ρ_a 为空气密度,kg/m³; $\frac{dt_{in}}{d\tau}$ 为经电加热后室内空气的温升随时间的变化率,°C/s; m_a 为室内空气的质量,kg; c_w 为墙体的比热容,kJ/(kg·°C); m_w 为墙体的质量,kg; $\frac{dt_w}{d\tau}$ 为

经电加热后墙体温升随时间的变化率,°C/s; c_f 为设备的比热容,kJ/(kg·°C); m_f 为设备的质量,kg; $\frac{dt_f}{d\tau}$ 为经电加热后室内设备的温升随时间的变化率,°C/s; k_u 为电加热器输出的比例系数,kW; u 为与电加热器相连的控制器的量纲一输出值。

从室内到室外的热量散失有导热、对流和辐射三种方式,由于在这三种方式中通过墙体导热的热量散失处于主导地位,因此在本文中将只考虑导热所导致的热量损失,根据平壁导热公式可得墙体的动态热传递过程公式,如下:

$$q_r = \frac{t_{in} - t_{out}}{R_{eq}} \quad (6)$$

$$\frac{1}{R_{eq}} = \frac{\lambda A}{\Delta x} \quad (7)$$

式(6),(7)中 t_{in} 为测试室室内空气的实时温度,°C; t_{out} 为室外环境的实时温度,°C; R_{eq} 为墙体的等效热阻,°C/kW; λ 为墙体的导热系数,kW/(m·°C); A 为测试室的平壁面积,m²; Δx 为墙体的厚度,m。

将式(2)~(6)代入式(1)得

$$c_a m_a \frac{dt_{in}}{d\tau} + c_w m_w \frac{dt_w}{d\tau} + c_f m_f \frac{dt_f}{d\tau} = k_u u + q_l - \frac{t_{in} - t_{out}}{R_{eq}} \quad (8)$$

为了计算方便,对式(8)进行简化。在测试室中,由于设备主要是金属产品,导热系数较大,热容较小,因此可以认为空气温升的变化率和室内设备温升的变化率相差不大,它们之间的关系系数用 n_f 来表示。与此相反,由于墙体所采用的材料的比热容较大,而导热系数较小,墙体温升的变化率远小于室内气温升的变化率,它们之间的关系系数用 n_w 来表示。 n_f 和 n_w 的值根据实际情况选取。有以下关系式:

$$\frac{dt_f}{d\tau} = n_f \frac{dt_{in}}{d\tau} \quad (9)$$

$$\frac{dt_w}{d\tau} = n_w \frac{dt_{in}}{d\tau} \quad (10)$$

为简化数学模型,设 C 为室内空气、墙体和设备的混合等效热容,令

$$C = c_a m_a + n_w c_w m_w + n_f c_f m_f \quad (11)$$

式(8)可以简化为

$$C \frac{dt_{in}}{d\tau} + \frac{t_{in}}{R_{eq}} = k_u u + \frac{t_{out}}{R_{eq}} + q_l \quad (12)$$

对上式进行拉普拉斯变换,可以得到测试室空

调系统模型的传递函数 $G_0(s)$ 的表达式, 为

$$G_0(s) = \frac{k_u}{Cs + \frac{1}{R_{eq}}} \quad (13)$$

式中 s 为拉普拉斯变换算子。

将式(12)等号右边的最后两项理解为室内负荷的干扰量 q_i , 即

$$q_i = \frac{t_{out}}{R_{eq}} + q_l \quad (14)$$

则测试室空调系统负荷干扰模型的传递函数 $G_{i0}(s)$ 的表达式如下:

$$G_{i0}(s) = \frac{1}{Cs + \frac{1}{R_{eq}}} \quad (15)$$

从以上分析可以看出, 测试室空调系统和室内负荷的干扰均可视为一阶惯性环节, 但由于空调系统通常都具有一段时间的延迟, 因此实际的测试室空调系统数学模型和测试室负荷干扰数学模型均为一阶惯性加延迟的环节, 因此式(13), (15)调整如下:

$$G(s) = G_0(s)e^{-T_d s} = \frac{k_u e^{-T_d s}}{Cs + \frac{1}{R_{eq}}} \quad (16)$$

$$G_i(s) = G_{i0}(s)e^{-T_d s} = \frac{e^{-T_d s}}{Cs + \frac{1}{R_{eq}}} \quad (17)$$

式(16), (17)中 T_d 为延迟时间。

根据一阶惯性加延迟环节的标准形式 $G(s) = k_s e^{-\tau_s s} / (T_s s + 1)$ (其中 k_s 为放大系数, T_s 为时间常数, τ_s 为延迟时间), 可得空调系统模型 $G(s)$ 中的放大系数为 $k_s = k_u R_{eq}$, 时间常数为 $T_s = CR_{eq}$; 负荷干扰模型 $G_i(s)$ 中的放大系数 $k_s = R_{eq}$, 时间常数为 $T_s = CR_{eq}$; 空调系统模型和负荷干扰模型的延迟时间可以认为是一致的, 均为 $\tau_s = T_d$ 。测试室空调系统和负荷干扰的数学模型的示意图见图 1。图中 $u(\tau)$ 为与电加热器相连的控制器的输出, 其输出量的范围为 0~100%; $q(\tau)$ 为电加热器的输

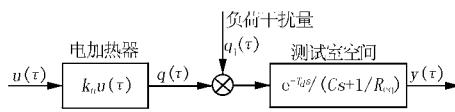


图 1 空调系统和负荷干扰的数学模型

出功率, 它与 $u(\tau)$ 之间存在比例关系; $q_i(\tau)$ 为负荷干扰量; $y(\tau)$ 为测试室室内温度。由于本文所研究的辨识算法只针对空调系统模型, 因此下文空调

系统的辨识过程中将不再考虑负荷干扰模型。

1.2 空调系统数学模型的离散化

为了能够通过计算机对空气焓差法试验台空调系统模型进行在线辨识, 必须对空调系统数学模型的传递函数表达式(连续过程)进行离散化, 为此在连续系统中加入一个采样开关和一个零阶保持器, 假定采样周期用 T 来表示, 其传递函数可以表示为

$$G_h(s) = \frac{1 - e^{-T_s}}{s} \quad (18)$$

空调系统数学模型的传递函数 $G(s)$ 经过 z 变换后的离散化模型为

$$G(z^{-1}) = z \left(\frac{1 - e^{-T_s}}{s} \frac{k_s e^{-T_d s}}{1 - T_s s} \right) = \frac{bz^{-1}}{1 - az^{-1}} z^{-d} \quad (19)$$

其中

$$d = \frac{T_d}{T} \quad (20)$$

$$a = e^{-\frac{T}{T_s}} \quad (21)$$

$$b = k_s (1 - a) \quad (22)$$

式(19)~(22)中 z 为 z 变换算子; a , b 即为待辨识的空调系统数学模型的过程参数; d 为待辨识模型的时延。

在根据系统的输入、输出数据实时辨识出 a , b , d 后, 就可以根据式(20)~(22)计算获得空调系统数学模型中的放大系数 k_s 、时间常数 T_s 和延迟时间 T_d 。

2 基于最速下降法的空调系统在线辨识算法

最速下降法的基本思想是沿着准则函数的负梯度方向, 逐渐修正模型参数的估计值, 直至准则函数达到最小值。与递推最小二乘参数辨识方法相比, 最速下降法同样是一种递推算法结构, 但算法明显简单, 而且易于实现, 因此在线辨识时, 其相应的计算量要小于递推最小二乘算法。递推最小二乘算法通常情况下只能对空调系统的过程参数进行在线辨识, 而无法获得纯延迟时间, 而延迟时间的辨识对于自适应控制起着至关重要的作用。本文通过最速下降法实现了对空调系统包括纯延迟时间和过程参数在内的在线辨识。

2.1 基于最速下降法的空调系统特性参数在线辨识

根据空调系统的过程数学模型(式(19)), 可建立与其相应的参考对象模型, 为

$$G_m(z^{-1}) = \frac{b_m(k)z^{-1}}{1 - a_m(k)z^{-1}} z^{-d_m(k)} \quad (23)$$

在式(23)中,空调系统参考对象模型待辨识的特性参数为 $a_m(k)$, $b_m(k)$ 和 $d_m(k)$, 将其用向量来表示, 为

$$\boldsymbol{\theta}_m(k) = (a_m(k) \ b_m(k) \ d_m(k))^T \quad (24)$$

将式(23)用差分方程来表示, 为

$$e(k) = y(k) - y_m(k) = y(k) - [a_m(k)y(k-1) + z^{-d_m(k)}b_m(k)u(k-1)] \quad (26)$$

定义目标函数

$$J(\boldsymbol{\theta}_m(k)) = \frac{1}{2} e^2(k) \quad (27)$$

为了能够获得过程模型的精确估计, 目标是获得 $J(\boldsymbol{\theta}_m(k))$ 的最小值, 此种情况下的参考对象模型的估计值可视为与过程模型的实际值一致。

最速下降法是获得 $J(\boldsymbol{\theta}_m(k))$ 最小值的有效方式, 它从给定的 $\boldsymbol{\theta}_m(0)$ 开始, 沿着 $J(\boldsymbol{\theta}_m(k))$ 负梯度

$$\text{grad}J(\boldsymbol{\theta}_m(k))|_{\boldsymbol{\theta}_m(k)} = \frac{d}{d\boldsymbol{\theta}_m(k)} \left[\frac{1}{2} e^2(k) \right] |_{\boldsymbol{\theta}_m(k)} = \left(\frac{\partial e(k)}{\partial a_m(k)} \ \ \frac{\partial e(k)}{\partial b_m(k)} \ \ \frac{\partial e(k)}{\partial d_m(k)} \right)^T e(k) \quad (29)$$

由式(26)可得

$$\frac{\partial e(k)}{\partial a_m(k)} = -y(k-1) \quad (30)$$

$$\frac{\partial e(k)}{\partial b_m(k)} = -z^{d_m(k)} u(k-1) \quad (31)$$

根据 z 变换的实域位移定理, 可以推导得

$$\frac{\partial e(k)}{\partial d_m(k)} = -u(k-d_m(k)-1) \quad (32)$$

$$\frac{\partial e(k)}{\partial d_m(k)} = [z^{-d_m(k)} - z^{-d_m(k)-1}]b_m(k)u(k-1) = [u(k-d_m(k-1)-1) - u(k-d_m(k-1)-2)]b_m(k) \quad (34)$$

则

$$\text{grad}J(\boldsymbol{\theta}_m(k))|_{\boldsymbol{\theta}_m(k)} = \begin{bmatrix} -y(k-1) \\ -u(k-d_m(k)-1) \\ [u(k-d_m(k-1)-1) - u(k-d_m(k-1)-2)]b_m(k) \end{bmatrix} e(k) \quad (35)$$

2.2 加权矩阵的选择

根据式(28), (35) 可以获得在最速下降法情

$$\boldsymbol{\theta}_m(k+1) = \boldsymbol{\theta}_m(k) - \mathbf{R}(k) \begin{bmatrix} -y(k-1) \\ -u(k-d_m(k)-1) \\ [u(k-d_m(k-1)-1) - u(k-d_m(k-1)-2)]b_m(k) \end{bmatrix} e(k) \quad (36)$$

令

$$\mathbf{h}(k) = \begin{bmatrix} -y(k-1) \\ -u(k-d_m(k)-1) \\ [u(k-d_m(k-1)-1) - u(k-d_m(k-1)-2)]b_m(k) \end{bmatrix} \quad (37)$$

$\mathbf{h}(k)$ 是整个辨识过程的输入数据向量, $\mathbf{h}(k)$ 的各分量 $\mathbf{h}_i(k)$ 将直接影响参数的估计值。加权

$$y_m(k) = a_m(k)y(k-1) + z^{-d_m(k)}b_m(k)u(k-1) \quad (25)$$

式中 $y_m(k)$ 为 k 时刻参考对象模型的输出; $y(k-1)$ 和 $u(k-1)$ 分别为 $k-1$ 时刻过程模型的输入和输出。

则过程模型和参考模型的广义模型误差为

$$e(k) = y(k) - y_m(k) = y(k) - [a_m(k)y(k-1) + z^{-d_m(k)}b_m(k)u(k-1)] \quad (26)$$

方向不断修正估计值 $\boldsymbol{\theta}_m(k)$, 直至目标函数 $J(\boldsymbol{\theta}_m(k))$ 达到最小值。

最速下降法可以用如下数学表达式表示:

$$\boldsymbol{\theta}_m(k+1) = \boldsymbol{\theta}_m(k) - \mathbf{R}(k) \text{grad}J(\boldsymbol{\theta}_m(k))|_{\boldsymbol{\theta}_m(k)} \quad (28)$$

式中 $\mathbf{R}(k)$ 为加权矩阵, 是对称矩阵; $\text{grad}J(\boldsymbol{\theta}_m(k))|_{\boldsymbol{\theta}_m(k)}$ 为 $J(\boldsymbol{\theta}_m(k))$ 关于 $\boldsymbol{\theta}_m(k)$ 的梯度, 在空调系统参考对象模型中:

$$\text{grad}J(\boldsymbol{\theta}_m(k))|_{\boldsymbol{\theta}_m(k)} = \left(\frac{\partial e(k)}{\partial a_m(k)} \ \ \frac{\partial e(k)}{\partial b_m(k)} \ \ \frac{\partial e(k)}{\partial d_m(k)} \right)^T e(k) \quad (29)$$

另外

$$\frac{\partial e(k)}{\partial d_m(k)} = z^{-d_m(k)} \ln z b_m(k) u(k-1) = z^{-d_m(k)} s T b_m(k) u(k-1) \quad (33)$$

采用欧拉线性变换式 $s = \frac{1-z^{-1}}{T}$ 对式(33)进行化解, 推导获得

$$\frac{\partial e(k)}{\partial d_m(k)} = [z^{-d_m(k)} - z^{-d_m(k)-1}]b_m(k)u(k-1) = [u(k-d_m(k-1)-1) - u(k-d_m(k-1)-2)]b_m(k) \quad (34)$$

况下空调系统参考对象模型特性参数向量 $\boldsymbol{\theta}_m(k)$ 的递推公式, 即

$$\boldsymbol{\theta}_m(k+1) = \boldsymbol{\theta}_m(k) - \mathbf{R}(k) \begin{bmatrix} -y(k-1) \\ -u(k-d_m(k)-1) \\ [u(k-d_m(k-1)-1) - u(k-d_m(k-1)-2)]b_m(k) \end{bmatrix} e(k) \quad (36)$$

矩阵 $\mathbf{R}(k)$ 的作用是用来控制各输入数据分量对参数估计值的影响程度, 最速下降法的收敛性能直接

取决于该加权矩阵的选择。因此在空调系统的在线辨识过程中有效地选择 $\mathbf{R}(k)$ 将对基于最速下降法的在线辨识算法起关键作用。

加权矩阵 $\mathbf{R}(k)$ 具有如下形式^[6]:

$$\mathbf{R}(k) = c(k) \text{diag}(\Lambda_1(k) \quad \Lambda_2(k) \quad \cdots \quad \Lambda_N(k)) \quad (38)$$

式中 $c(k)$ 为寻优步长; $\Lambda_i(k)$ ($i=1, 2, \dots, N$) 为 $\mathbf{R}(k)$ 的矩阵元素, 适当地选择 $\Lambda_i(k)$, 能够控制各输入数据分量 $\mathbf{h}_i(k)$ 对参数估计值的影响。根据文献[6]的结论, 当 $0 < c(k) < 2 / \sum_{i=1}^N \Lambda_i(k) \mathbf{h}_i^2(k)$ 时, $\boldsymbol{\theta}_m(k)$ 是一致渐进收敛的, 即有

$$\lim_{k \rightarrow \infty} \boldsymbol{\theta}_m(k) = \boldsymbol{\theta}_0 \quad (39)$$

式中 $\boldsymbol{\theta}_0$ 为过程数学模型的实际值。

在本辨识算法中 $\mathbf{R}(k)$ 取

$$\mathbf{R}^*(k) = \frac{1}{\sum_{i=1}^N \Lambda_i(k) \mathbf{h}_i^2(k)} \text{diag}(\Lambda_1(k) \quad \Lambda_2(k) \quad \cdots \quad \Lambda_N(k)) \quad (40)$$

在文献[6]中将 $\mathbf{R}^*(k)$ 定义为 Lyapunov 的最佳权阵, 当加权矩阵选用 $\mathbf{R}^*(k)$ 时, 参数参考模型的参数估计值 $\boldsymbol{\theta}_m(k)$ 将以最快的速度收敛于实际值 $\boldsymbol{\theta}_0$ 。

2.3 过程滞后时间的取整

为了与离散模型统一, $d_m(k)$ 必须由整数来表示, 为此在最速下降法的迭代过程中作如下规定:

$$d_m(k+1) = \begin{cases} d_m(k) + 1 & d(k+1) - d(k) \geqslant 0.5 \\ d_m(k) & |d(k+1) - d(k)| < 0.5 \\ d_m(k) - 1 & d(k+1) - d(k) \leqslant -0.5 \end{cases} \quad (41)$$

2.4 辨识步骤

空调系统基于最速下降法的在线辨识算法的结构框图如图 2 所示, 其相应的在线辨识步骤归纳如下:

- 1) 确定初值 $\boldsymbol{\theta}_m(0)$, 给定与过程数学模型相接近的值, 其中 $d_m(0)$ 的初始值可以通过阶跃响应获得;
- 2) 根据式(37)构成输入数据向量 $\mathbf{h}(k)$;
- 3) 根据式(40)构成 $\mathbf{R}(k)$, 根据式(26)计算 $e(k)$ 的值;
- 4) 根据式(36)估计新的参考对象模型的特性

参数向量 $\boldsymbol{\theta}_m(k+1)$;

5) 根据式(41)对特性参数向量 $\boldsymbol{\theta}_m(k+1)$ 中的 $d_m(k+1)$ 进行取整;

6) $k=k+1$, 回到步骤 2)。

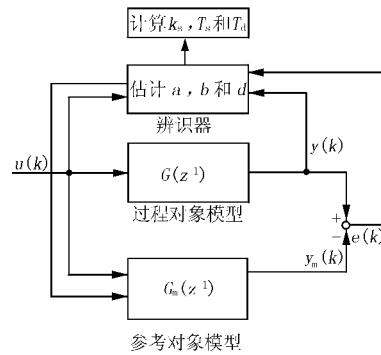


图 2 空调系统基于最速下降法的在线辨识算法的结构框图

3 辨识结果

采用空气焓差法试验台测试室的空调系统作为仿真对象, 该测试室的尺寸为 $5 \text{ m} \times 4 \text{ m} \times 3.8 \text{ m}$ (长 \times 宽 \times 高)。电加热器的电加热功率范围为 $0 \sim 12 \text{ kW}$, 控制器的输出范围为 $0 \sim 100\%$, 则电加热器输出的比例系数 $k_u = 12 \text{ kW}$ 。测试室外层墙面采用 0.5 mm 厚镀锌钢板, 保温夹层(包括墙、屋顶和地板)均采用高密度聚氨酯制成, 内夹密度为 40 kg/m^3 、厚度为 10 cm 的聚氨酯泡沫塑料。聚氨酯的导热系数 $\lambda = 0.0213 \text{ W/(m} \cdot \text{C)}$, 考虑到测试室房间的漏热等因素, 墙体的等效热阻 R_{eq} 取为 $6.579 \text{ }^\circ\text{C/kW}$, 则可计算获得该空调系统的放大系数 $k_s = 79 \text{ }^\circ\text{C}$; 聚氨酯的比热容 $c_w = 1.8 \text{ kJ/(kg} \cdot \text{C)}$, 空气的比热容 $c_a = 1.0 \text{ kJ/(kg} \cdot \text{C)}$, 空气密度 $\rho_a = 1.2 \text{ kg/m}^3$, 室内设备(主要为钢铁制品)的比热容 $c_f = 0.455 \text{ kJ/(kg} \cdot \text{C)}$; 根据测试室的容积可计算获得空气质量为 91.2 kg , 根据测试室的表面积和聚氨酯泡沫塑料的厚度可计算获得墙体的质量为 433.6 kg , 测试室的设备主要包括被测空调器、风机和换热器等, 这些设备的总质量为 1000 kg 左右; 式(9), (10)中的 n_f 和 n_w 分别取 0.9 和 0.2 。通过以上参数可以计算获得混合等效热容 C 为 700 kJ/C , 同时根据式(16)可计算获得该空调系统的时间常数 $T_s = 4600 \text{ s} = 77 \text{ min}$ 。另外, 通过对该空调系统的阶跃响应实验可知该系统的时延大概为 6 min 。但通过以上计算或者试验获得的空调系统的放大系数、时间常数和延迟时间

只是近似值,这些参数通常是时变的,它会随着空调系统负荷的变化以及外部的干扰发生一定的波动。

为了验证该辨识算法对空调系统数学模型参数辨识的有效性,在仿真过程中取采样周期 T 为 1 min,仿真时间段为 450 min,由于控制器的输出 $u(\tau)$ 的范围为 0~100%,选取激励源为正弦信号: $u(\tau) = (\sin(2\pi T\tau/10) + 1)/2$ 。

假设空调系统在仿真时间段内数学模型传递函数的变化式(42),在传递函数中时间常数和延迟时间的单位均为 min,则根据式(20)~(22)可得相应的过程数学模型的过程参数和时延变化,为式

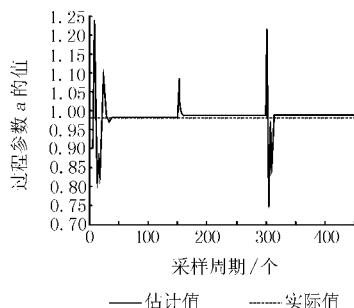


图 3 空调系统过程参数 a 的值

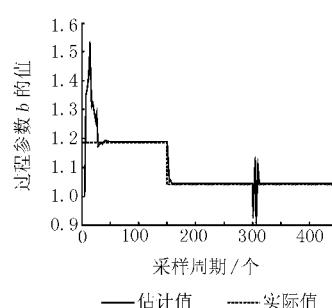


图 4 空调系统过程参数 b 的值

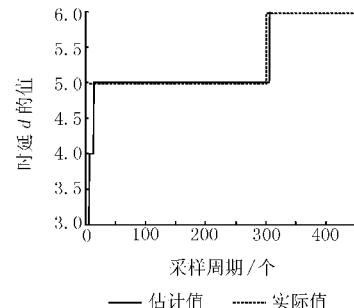


图 5 空调系统时延 d 的值

a 和 b 具有较高的辨识精度,在大多数的仿真时间段内估计值与实际值相吻合。尽管在辨识的初始阶段, a,b 的估计值出现了一定程度的振荡,但在经过 20 次新的采样后估计值迅速地趋向于实际值。在过程参数或者时延发生突变的情况下,经过 10 次新的采样, a 和 b 的估计值即开始与实际值基本接近一致。

由图 5 可以看出,该辨识算法对于 d 的辨识准确而快速,无论是在辨识的初始阶段还是当时延发生突变时,经过 5 次左右新的采样即能准确辨识出新的参数值;从第 150 个采样周期到第 300 个采样周期,空调系统过程参数的实际值发生了变化而 d 的实际值未发生变化, d 的估计值亦未产生波动。

4 结论

本文建立了空气焓差法试验台测试室的温度控制系统的数学模型,针对该空调系统可以视为一阶惯性加延迟的环节,而且对象过程参数是时变的特性,提出了一种基于最速下降法的在线辨识算法,该辨识算法能够在线辨识出时变情况下空调系统的过程参数和延迟时间,它克服了递推最小二乘算法只能辨识空调系统过程参数的缺陷。该算法

(43),辨识结果见图 3~5。

$$G(s) = \begin{cases} \frac{72}{60s+1}e^{-5s} & 0 < k \leq 150 \\ \frac{84}{80s+1}e^{-5s} & 150 < k \leq 300 \\ \frac{84}{80s+1}e^{-6s} & 300 < k \leq 450 \end{cases} \quad (42)$$

$$\left. \begin{aligned} a &= 0.98347, b = 1.190, d = 5, 0 < k \leq 150 \\ a &= 0.98758, b = 1.043, d = 5, 150 < k \leq 300 \\ a &= 0.98758, b = 1.043, d = 6, 300 < k \leq 450 \end{aligned} \right\} \quad (43)$$

由图 3,4 可以看出,该辨识算法对于过程参数

实现简单,计算量少,仿真结果表明有较高的辨识精度,而且性能稳定。

参考文献

- [1] Åström K J, Wittenmark B. Adaptive control [M]. New York: Addison-Wesley, 1995: 19~34
- [2] Guang Qu, Zaheer-Uddin M. Real-time tuning of PI controllers in HVAC systems [J]. International Journal of Energy Research, 2004, 28(15): 1313~1327
- [3] Zaheer-Uddin M. Combined energy balance and recursive least squares method for the identification of system parameters[G]// ASHRAE Trans, 1990, 96(2): 239~244
- [4] Jin Wen, Theodore F S. Development and validation of online parameter estimation for HVAC systems [J]. Journal of Solar Energy Engineering, 2003, 125(3): 324~330
- [5] Chen T Y. Application of adaptive predictive control to a floor heating system with a large thermal lag[J]. Energy and Buildings, 2002, 34(1): 45~51
- [6] 方崇智, 萧德云. 过程辨识[M]. 北京: 清华大学出版社, 1998: 201~208