第 28 卷第 12 期
2011 年 12 月
控制理论与应用
Control Theory & Applications
Vol. 28 No. 12
Dec. 2011

文章编号: 1000−8152(2011)12−1711−06

分布参数系统的时空ARX建模及预测控制

华 晨, 李 柠, 李少远

(上海交通大学 自动化系 系统控制与信息处理教育部重点实验室, 上海 200240)

摘要: 本文针对一类可由抛物型偏微分方程描述的分布参数系统, 研究了一种基于输入输出数据的建模与控制方法. 首先利用Karhunen-Loève(K-L)分解提取系统的一组主导空间基函数, 并以此对系统输出进行时空分解, 随后由时空分解得到的时间系数部分以及系统激励构成输入输出信息, 利用最小二乘法辨识出时域ARX模型, 最后针对该模型设计了广义预测控制器. 仿真结果表明, 上述控制方法能够对分布参数系统取得良好的控制效果.

关键词: 分布参数系统; 时空分解; ARX模型; 广义预测控制; 最小二乘辨识

中图分类号: TP273 **文献标识码**: A

Time-space ARX modeling and predictive control for distributed parameter system

HUA Chen, LI Ning, LI Shao-yuan

(Key Laboratory of System Control and Information Processing, Ministry of Education of China,
Department of Automation, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: For a class of distributed parameter systems described by parabolic partial differential equations (PDEs), we investigate their modeling and control by using the input-output data. Based on the characteristics of parabolic PDEs, the Karhunen-Loève (K-L) decomposition method is applied to extract the dominant spatial basis functions of the system, which is in turn employed for executing the time-space decomposition. After the time-space decomposition, a temporal auto-regresive model with external input (ARX) model is identified by using the temporal coefficients obtained from the decomposition along with the excitation input signal. A generalized predictive controller is developed based on this ARX model. Simulation results show that this control method results in desirable performances for a distributed parameter system.

Key words: distributed parameter system; time-space decomposition; ARX model; general predictive control; least-squares identification

1 引言(Introduction)

对于实际中广泛存在的分布参数系统(distributed parameter system, DPS), 由于其自身的无穷维特性以及时空分布特性, 在使用传统方法对其进行控制时面临一系列的困难[1,2]. 此类对象的机理模型一般为偏微分方程形式, 无法直接利用集中参数系统的控制器设计方法对其进行控制器设计. 为此, 文献[3]利用空间离散化方法将偏微分方程转化成一组常微分方程进而设计控制器, 但为了保证模型的精度, 通常会伴随一个维数非常高的常微分方程模型, 这将直接导致控制器设计困难并且维数过高而难以实现. 文献[4～12]基于各种正交分解(proper orthogonal decomposition, POD)的方法, 将时空分布的变量表示成一系列空间基函数与时间系数的线性组合, 并随即利用带权流形方法(weighted manifold method)或Galerkin投影等方法对原偏微分方程模型进行降维处理, 化无穷维系统为有限低维模型, 并基于低维模型设计控制器. 但此类方法在进行模型降维处理时必须首先获取原分布参数系统完整的偏微分方程模型, 然而在许多实际的工业过程控制问题中, 获取对象精确的偏微分方程描述是非常困难的. 文献[13]定义了多维分段广义正交多项式算子并应用于一类非线性分布参数系统的参数辨识, 但该方法仍需要对系统结构的先验知识.

文献[14,15]讨论了一种基于输入输出数据的黑箱建模方法, 利用K-L(Karhunen-Loève)分解结合最小二乘及奇异值分解等方法建立分布参数系统的时空Hammerstain模型, 但并未就该系统的控制器设计进行研究. 本文将借鉴该方法中时空分解的思想对分布参数系统进行时空ARX建模并设计预测控制器. 首先通过K-L分解对时空分布的系统输出进行时空分解, 随后基于所获得的时间系数部分以

收稿日期: 2010−11−09; 收修改稿日期: 2011−03−04.
基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60825302, 61074061); 上海市科委基础研究重点资助项目(10JC1403400).

及激励信号辨识出时域ARX模型, 并在此模型基础上设计广义预测控制器. 与Hammerstein模型相比, ARX模型形式更简单, 并且能与广义预测控制框架更好地融合. 仿真结果表明, 本文所设计的基于时空分解的预测控制方法能够对分布参数系统取得良好的控制效果.

2 问题描述(Problem description)

本文考虑的被控对象为任意可由抛物型偏微分方程描述的分布参数系统. 假定系统的输入是$u(t)$, 通过分布在空间上的数个执行机构作用于系统上. $y(x,t)$和$y_{\rm p}(x,t)$分别是系统的实际输出以及输出期望值, 其中: t是时间变量, x是空间变量. 本文研究的主要问题为如何对时空分布的输出$y(x,t)$进行时空分解, 并在此基础上对分布参数系统进行建模及设计预测控制器. 为此, 首先通过K-L分解方法从大量的系统输出采样中提取系统的主导模态, 在本文所考虑的问题中即表现为获取分布参数系统的一组主导空间基函数$\varphi(x)$. 随后基于空间基函数以及各时刻在空间一些点上的输出采样(snapshots)对系统的输出进行时空分解, 获得与空间信息无关的时间系数部分$y(t)$. 根据$u(t)$及$y(t)$, 利用传统的系统辨识方法, 如递推最小二乘辨识算法等, 即可辨识出一个不包含空间信息的时域ARX模型. 在控制器设计中, 将以该ARX模型为预测模型设计广义预测控制器, 求解出控制律$u(t)$并通过空间分布的执行机构作用于原分布参数系统上, 系统结构如图1所示.

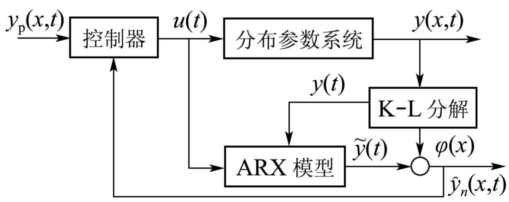

图1 分布参数系统的时空ARX建模及预测控制结构框图

Fig. 1 Structrue diagram of time-space ARX modeling and predictive control for distributed parameter system

从图1可以看到, 系统主要包括K-L分解、模型辨识及控制器设计3部分. 下文将对这3部分内容分别进行讨论.

3 时空分解及ARX模型辨识(Time-space decomposition and ARX model identification)

3.1 时空分解(Time-space decomposition)

在所有利用线性基函数展开进行时空分解的方法中, K-L分解方法通常可以获得一个维数较低的模型. 换言之, 如果给定了基函数的个数, 那么在平均意义上, 通过K-L方法所获得的基函数能够最大程度地反映系统的能量[16]. 因此本节讨论如何利用K-L分解对分布参数系统进行时空分解[14]. 首先, 假定系统的输出为$\{y(x_i,t)\}_{i=1,t=1}^{N,L}$, 其中$t=1,2,\cdots,L$表示输出在时间上的$L$个离散点进行采样, 而$i=1,2,\cdots,N$表示在空间上的$N$个点放置传感器进行输出检测. 假定空间基函数为$\{\varphi_i(x)\}_{i=1}^{\infty}$, 时间系数为$\{y_i(t)\}_{i=1}^{\infty}$, 则输出$y(x,t)$可展开成如下形式:

$$y(x,t)=\sum_{i=1}^{\infty}\varphi_i(x)y_i(t). \tag{1}$$

在实际应用时, 一般可将其展开成近似的有限项形式, 即

$$y_n(x,t)=\sum_{i=1}^{n}\varphi_i(x)y_i(t), \tag{2}$$

其中n的选取以该组空间基函数能否反映系统绝大部分的能量为准. 由于空间基函数的单位正交特性, 即

$$(\varphi_i(x),\varphi_j(x))=\int_{\Omega}\varphi_i(x)\varphi_j(x)\mathrm{d}x=\begin{cases}0,\ i\neq j,\\1,\ i=j.\end{cases} \tag{3}$$

因此只要求出空间基函数, 就能方便地解出相应的时间系数

$$y_i(t)=(\varphi_i(x),y(x,t)),\ i=1,\cdots,n, \tag{4}$$

其中$(f(x),g(x))=\int_{\Omega}f(x)g(x)\mathrm{d}x$为内积的定义. 为了求得主导空间基函数, 可以形成下述优化问题:

$$\begin{cases}\min\limits_{\varphi_i(x)}\langle\|y(x,t)-y_n(x,t)\|^2\rangle,\\ \text{s.t. }(\varphi_i,\varphi_i)=1,\ \varphi_i\in L^2(\Omega),\ i=1,\cdots,n,\end{cases} \tag{5}$$

上式中: $\|f(x)\|=(f(x),f(x))^{\frac{1}{2}}$和$\langle f(x,t)\rangle=\dfrac{1}{L}\sum\limits_{t=1}^{L}f(x,t)$分别为范数及集合平均值的定义. 针对该优化问题, 存在一个极值必要条件如下:

$$\begin{cases}\int_{\Omega}R(x,\zeta)\varphi_i(\zeta)\mathrm{d}\zeta=\lambda_i\varphi_i(x),\\(\varphi_i,\varphi_i)=1,\ i=1,\cdots,n,\end{cases} \tag{6}$$

其中$R(x,\zeta)=\langle y(x,t)y(\zeta,t)\rangle$为空间上两点的相关函数. 至此, 求解前述优化问题即转化为求上述积分方程的解.

注 1 由于求解上述积分方程比较复杂, 当系统输出采样值中的时间节点数L小于空间节点数N时, 可以利用"snapshots"的方法求解式(6)所述的积分方程以减少计算量[17]. 首先假定空间基函数$\varphi_i(x)$可表示为一系列snapshots的线性组合(snapshots意即在某一采样时刻, 分布在空间各点上的输出采样值, 例如$y(x,3)$, $x=1,2,\cdots,N$就表示在采样时刻$t=3$时的一个snapshot):

$$\varphi_i(x)=\sum_{t=1}^{L}\gamma_{it}y(x,t). \tag{7}$$

将式(7)代入到式(6), 可得如下方程:

$$\int_{\Omega}\frac{1}{L}\sum_{t=1}^{L}y(x,t)y(\zeta,t)\sum_{k=1}^{L}\gamma_{ik}y(\zeta,k)\mathrm{d}\zeta=\lambda_i\sum_{t=1}^{L}\gamma_{it}y(x,t). \tag{8}$$

定义$C_{tk}=\dfrac{1}{L}\int_{\Omega}y(\zeta,t)y(\zeta,k)\mathrm{d}\zeta$, 即可将上述方程转化为一个特征值求解问题:

$$C\gamma_i=\lambda_i\gamma_i, \tag{9}$$

其中$\gamma_i=[\gamma_{i1}\ \cdots\ \gamma_{iL}]^{\mathrm{T}}$为第$i$个特征向量, 将其结果代入到式(7)即可求得空间基函数. 由于矩阵C是对称半正定的, 因此由式(9)求得的特征值所构成的$\varphi_i(x)$是正交的, 对其进行标准化处理后即可获得空间基函数$\varphi_i(x)$.

注 2 对于空间基函数展开的个数n而言, 其数量越多, 所能反映的系统能量也越多, 但同时也会使得基于时空分解得到的ARX模型阶数增加. 文献[14]指出, 当由式(9)求得的前n个特征值$\sum\limits_{i=1}^{n}\lambda_i$占所有特征值之和$\sum\limits_{j=1}^{L}\lambda_j$的百分比大于99%或99.9%时, 可认为该组空间基函数已经能够反映出系统绝大部分的能量. 下文将结合仿真来说明, 只要选取合适的空间基函数数量n, 就可达到令人满意的建模精度.

3.2 基于时空分解的ARX模型辨识(ARX model identification based on time-space decomposition)

ARX模型能够根据过去时刻的输出及将来时刻的输入预测将来时刻输出, 因此被广泛应用于模型预测控制算法中[18]. 多变量ARX模型可以由下式表述:

$$\begin{cases}y(t)=A(q^{-1})y(t)+B(q^{-1})u(t),\\ A(q^{-1})=A_1q^{-1}+\cdots+A_{n_{\mathrm{y}}}q^{-n_{\mathrm{y}}},\\ B(q^{-1})=B_1q^{-1}+\cdots+B_{n_{\mathrm{u}}}q^{-n_{\mathrm{u}}},\end{cases} \tag{10}$$

式中: $y(t)=[y_1(t)\ y_2(t)\ \cdots\ y_{n_{\mathrm{y}}}(t)]^{\mathrm{T}}$, $u(t)=[u_1(t)\ u_2(t)\ \cdots\ u_{n_{\mathrm{u}}}(t)]^{\mathrm{T}}$, q^{-1}是后移算子, 表示后退一个采样周期的相应的量, A,B都是q^{-1}的矩阵多项式, 其中矩阵多项式$B(q^{-1})$的若干首项元素B_1, $B_2,\cdots$可以是零, 以表示对象相应的时滞数. 上述模型可以改写成线性回归形式如下:

$$\begin{cases}y(t)=\Theta\Phi(t),\\ \Theta=[A_1\ \cdots\ A_{n_{\mathrm{y}}}\ B_1\ \cdots\ B_{n_{\mathrm{u}}}]\in\mathbb{R}^{n\times(nn_{\mathrm{y}}+mn_{\mathrm{u}})},\\ \Phi(t)=[y(t-1)^{\mathrm{T}}\ \cdots\ y(t-n_{\mathrm{y}})^{\mathrm{T}}\\ \qquad u(t-1)^{\mathrm{T}}\ \cdots\ u(t-n_{\mathrm{u}})^{\mathrm{T}}]^{\mathrm{T}}.\end{cases} \tag{11}$$

根据上述线性回归模型, 利用如下递推最小二乘算法即可对模型参数Θ进行在线辨识:

$$\begin{cases}\hat{\Theta}(t)=\hat{\Theta}(t-1)+\\ \qquad K(t)[y(t)-\Phi^{\mathrm{T}}(t)\hat{\Theta}(t-1)],\\ K(t)=P(t-1)\Phi(t)\cdot\\ \qquad [\Phi^{\mathrm{T}}(t)P(t-1)\Phi(t)+\mu]^{-1},\\ P(t)=\dfrac{1}{\mu}[I-K(t)\Phi^{\mathrm{T}}(t)]P(t-1),\end{cases} \tag{12}$$

其中: $0<\mu<1$为遗忘因子, $K(t)$为权矩阵, $P(t)$为正定的协方差矩阵. 得到了时域ARX模型后, 只需将模型输出$\hat{y}_i(t)$与上一节中获得的空间基函数$\varphi_i(x)$进行时空综合即可得到分布参数系统时空ARX模型的输出, 从而构成完整的时空ARX模型如下式所示:

$$\begin{cases}\hat{y}(t)=\sum\limits_{i=1}^{n_{\mathrm{y}}}\hat{A}_i\hat{y}(t-i)+\sum\limits_{j=1}^{n_{\mathrm{u}}}\hat{B}_ju(t-j),\\ \hat{y}_n(x,t)=\sum\limits_{i=1}^{n}\varphi_i(x)\hat{y}_i(t).\end{cases} \tag{13}$$

4 基于时空分解的分布参数系统广义预测控制(Generalized predictive control for distributed parameter system based on time-space decomposition)

本章将以时空ARX模型的时域部分为基础设计预测控制器, 并用其对原分布参数系统进行控制, 使得系统能够在闭环下取得良好的控制效果. 由于预测模型采用的是与空间信息无关的时域ARX模型, 因此可以采用传统的多变量广义预测控制算法进行设计[19~21]. 利用模型(13)可以得到在j步后的输出$y(t+j)$的预测值:

$$\hat{y}(t+j|t)=E_jB\Delta u(t+j-1)+F_jy(t), \tag{14}$$

其中E_j和F_j为满足下述丢番图方程的矩阵多项式:

$$I=E_j(q^{-1})A\Delta+q^{-j}F_j(q^{-1}), \tag{15}$$

式中: q^{-1}为后移算子, 表示后退一个采样周期的相应的量, $\Delta=1-q^{-1}$为差分算子. 根据预测模型得到输出预测值$\hat{y}(t+j|t)$后即可将其代入如下优化性能指标中进行最优控制律的计算:

$$\min_{\tilde{u}}\ \sum_{j=N_1}^{N_2}\|y(t+j)-y_{\mathrm{p}}(t+j)\|_R^2+\sum_{j=1}^{NU}\|\Delta u(t+j-1)\|_Q^2, \tag{16}$$

其中: $[\Delta u(t)\ \cdots\ \Delta u(t+NU-1)]^{\mathrm{T}}$为在$t$时刻计算得到的未来$NU$步的控制序列, NU为控制时域; $y(t+j)$和$y_{\mathrm{p}}(t+j)$分别为输出预测值及输出期望值, N_1和N_2分别为优化时域的始值与终值; R和Q为正定的权系数矩阵. 在无输入输出约束的情况下, 利用极值必要条件即可求得上述优化问题的解:

$$\tilde{u}=(G^{\mathrm{T}}G+\lambda I)^{-1}G^{\mathrm{T}}(y_{\mathrm{p}}-f), \tag{17}$$

其中矩阵G及向量f的定义可参考文献[13]. 即时最优控制量可由下式给出:

$$u(t)=u(t-1)+g^{\mathrm{T}}(y_{\mathrm{p}}-f), \tag{18}$$

其中g^{T}是$(G^{\mathrm{T}}G+\lambda I)^{-1}G^{\mathrm{T}}$的第1行.

注 3 为了对分布参数系统时空分布的输出进行控制, 给定的输出期望值$y_{\mathrm{p}}(x,t)$也应该是一系列时空分布的值, 然而在针对时域ARX模型设计预测控制器时所需的输出期望值是$y_{\mathrm{p}}(t)$而不是$y_{\mathrm{p}}(x,t)$. 因此需要首先采用第3章中由K-L分解所得到的一组空间基函数对$y_{\mathrm{p}}(x,t)$进行时空

分解以获取$y_{\rm p}(t)$.

综合上述章节中所讨论的建模及控制方法, 对分布参数系统进行时空分解及预测控制器设计的主要步骤可归纳如下:

Step 1 对被控系统施加适当的激励, 将采样得到的输出$\{y(x_i,t)\}_{i=1,t=1}^{N,L}$作为snapshots, 通过式(7)～(9)及式(4)求解出空间基函数$\{\varphi_i(x)\}_{i=1}^{n}$和时间系数$\{y(t)\}_{t=1}^{L}$.

Step 2 根据输出期望值$y_{\rm p}(x,t)$及空间基函数$\{\varphi_i(x)\}_{i=1}^{n}$, 由式(4)计算出期望值的时间系数部分$y_{\rm p}(t)$.

Step 3 在每一时刻, 根据最新的输入数据$u(t)$以及输出数据$y(x,t)$经过时空分解得到的时域部分$y(t)$, 利用算法(12)估计ARX模型参数, 并利用式(18)计算出最优控制量施加于系统上. 重复执行Step 3以实现实时控制.

5 仿真研究(Simulation study)

5.1 系统描述(System description)

考虑一个化工中常见的催化反应过程[22], 催化棒一般置于管式反应器中, 反应物A从反应器的一端进入反应器中发生零阶催化放热反应, 并生成B物质一同从反应器的另一端排出, 如图2所示. 由于反应过程需要放热, 为保证反应器内的温度恒定就需要从外界向反应器提供制冷物质. 因此控制目标为: 调节制冷物质的温度, 使得反应器内分布在各个空间位置上的温度能够在闭环下恒定.

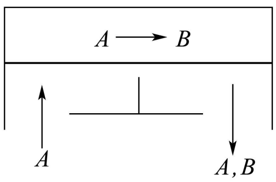

图 2 催化棒

Fig. 2 Catalytic rod

在一定的假设条件下, 该反应过程可以用如下抛物型偏微分方程及边界条件来描述[22]:

$$\frac{\partial y(x,t)}{\partial t}=\frac{\partial y(x,t)}{\partial x^2}+\beta_{\rm T}({\rm e}^{-\frac{\gamma}{1+y}}-{\rm e}^{-\gamma})+\beta_{\rm u}(b^{\rm T}(x)u(t)-y(x,t)),\qquad(19)$$

其中: 初值条件为$y(x,0)=y_0(x)$, 边值条件为$y(0,t)=0$, $y(X,t)=0$. 式中$y(x,t)$, $u(t)$, $b(x)$, $\beta_{\rm T}$, $\beta_{\rm u}$, γ和X分别代表反应器内的温度、制冷物质的温度、执行器在空间上的分布函数、反应热量、热传导系数、活化能以及反应器长度.

假设存在4个执行器$u(t)=[u_1(t)\ \cdots\ u_4(t)]^{\rm T}$, 并等间隔地分布在反应器上, 分布函数为$b(x)=[b_1(x)\ \cdots\ b_4(x)]^{\rm T}$, $b_i(x)=H(x-\dfrac{(i-1)\pi}{4})-H(x-\dfrac{i\pi}{4})$, 其中$H$为单位阶跃函数.

5.2 时空ARX建模(Time-space ARX modeling)

首先对时空分解及ARX模型辨识部分进行仿真验证. 通过执行机构对系统进行输入激励, 以获取系统输出的snapshots. 参照文献[14], 选择激励信号为$u_i(t)=1.1+5\sin(\dfrac{t}{10}+\dfrac{i}{10})(i=1,2,3,4)$对系统进行激励. 对象的各项主要参数以及仿真参数取值如表1所示.

表 1 对象及仿真参数取值

Table 1 Parameter values for plant and simulation

参数	$\beta_{\rm T}$	$\beta_{\rm u}$	γ	$y_0(x)$	T	X
取值	16	2	2	0.5	2	3

为了获取系统响应的真实值, 仿真采用有限差分法来求解式(19)所示的偏微分方程, 获得的数值解将用来近似系统的真实解. 经有限差分法求得的系统开环响应如图3所示.

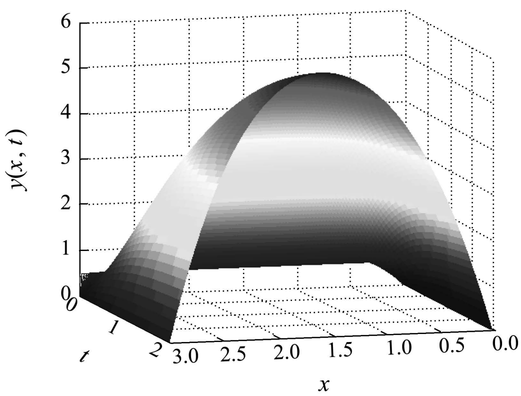

图 3 系统开环响应的有限差分法求解结果

Fig. 3 Open-loop response solved by finite difference

对系统响应按照一定的频率进行采样以获取snapshots. 在3.1节中指出, 利用snapshots方法对系统进行时空分解需要满足的条件是输出采样值中的时间节点数小于空间节点数, 因此本文选取时间节点数L为100, 空间节点数N为120. 为了对空间基函数n取不同个数的情况下的建模结果进行比较, 定义下列均方根误差(RMSE)指标:

$$\text{RMSE}=(\frac{\int\sum e(x,t)^2{\rm d}x}{\int{\rm d}x\sum\varDelta t})^{\frac{1}{2}}.\qquad(20)$$

以下取空间基函数个数n分别为1, 2, 3, 4, 对系统进行建模. ARX模型中的模型阶数$n_{\rm y}$, $n_{\rm u}$分别选为3和4, 也即模型形式为

$$y(t)=(A_1q^{-1}+A_2q^{-2}+A_3q^{-3})y(t)+(B_1q^{-1}+B_2q^{-2}+B_3q^{-3}+B_4q^{-4})u(t),\qquad(21)$$

其中A_1, A_2, A_3, B_1, B_2, B_3和B_4为待辨识参数. 获得ARX模型后, 将其与空间基函数进行时空综合, 即

可获得完整的时空ARX模型. 表2列出了n取不同值时的RMSE.

表 2 空间基函数数量n取不同值时的RMSE
Table 2 RMSE for different number of spatial basis funtion

n	1	2	3	4
RMSE	2.2820	0.7396	0.0886	0.0819

从仿真结果可以看到, 当空间基函数数量n取得较小时(1和2), 建模误差比较大. 当n取3时, 就能够获得较好的建模精度. 此时再增大n的值对建模精度的提升效果就不再明显. 因此本文在建模精度以及模型复杂度之间进行折中, 选取$n = 3$对系统进行建模与控制. $n = 3$时的模型输出及建模误差分别如图4、图5所示.

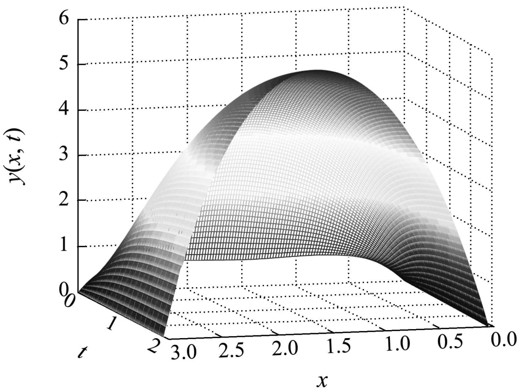

图 4 时空ARX模型输出($n = 3$)
Fig. 4 Spatial-temporal ARX model output($n = 3$)

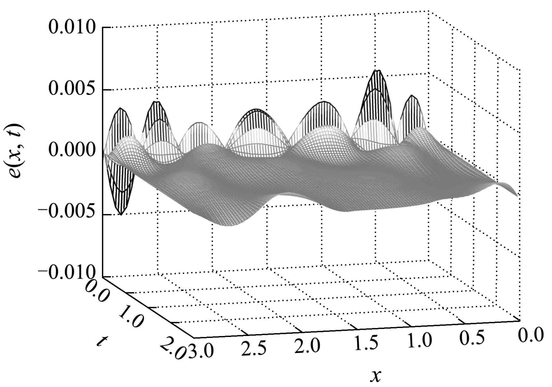

图 5 时空ARX模型误差($n = 3$)
Fig. 5 Spatial-temporal ARX model error($n = 3$)

从上述仿真结果可以看到, 时空ARX模型的输出与通过有限差分法获得的模型输出相比, 在整个空间分布上均能获得较小的建模误差, 表明了基于时空分解的ARX建模方法能够有效地对分布参数系统进行建模.

5.3 基于时空分解的广义预测控制(Generalized predictive control based on time-space decomposition)

在获得系统的时空ARX模型后, 即可利用第4章所述的方法进行控制器的设计. 在广义预测控制算法中选取预测时域N_2和控制时域NU为3, 优化性能指标中控制量的权重系数λ为0.8. 引入控制器构成闭环后, 系统的闭环响应及时空分布的控制量分别如图6、图7所示. 从仿真结果可以看到, 基于时空分解的广义预测控制算法能够有效地实现对反应器内温度分布的控制.

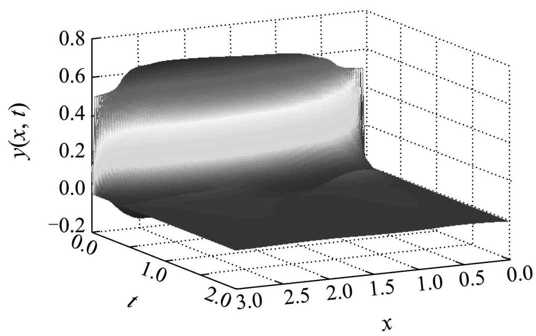

图 6 分布参数系统闭环响应
Fig. 6 Closed-loop response of DPS

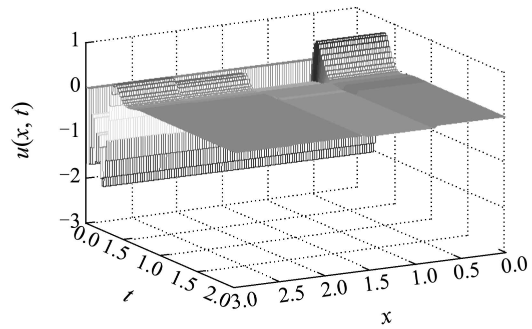

图 7 控制量的时空分布
Fig. 7 Spatial-temporal distribution of manipulated input

6 结论(Conclusion)

本文给出了一类可由抛物型偏微分方程描述的分布参数系统进行建模及控制的方法. 首先根据系统特性, 通过K-L分解提取出系统的主导空间基函数并以此对系统输出进行时空分解, 随后基于K-L分解所获得的时间系数部分以及激励信号, 辨识出一个时域ARX模型, 并基于该模型设计广义预测控制器. 本文的方法不需要事先获得对象精确的偏微分方程描述, 减小了对于先验知识的依赖性, 并且具有计算量小、便于实施等特点. 对催化反应过程的仿真实验表明该方法能有效地对分布参数系统进行建模与控制.

参考文献(References):

[1] CHRISTOFIDES P D. Control of nonlinear distributed process systems: Recent developments and challenges[J]. *AIChE Journal*, 2001, 47(3): 514 – 518.

[2] PADHI R, ALI S. An account of chronological developments in control of distributed parameter systems[J]. *Annual Reviews in Control*, 2009, 33(1): 59 – 68.

[3] BALAS M J. Nonlinear finite-dimensional control of a class of nonlinear distributed parameter systems using residual-mode filters: A proof of local exponential stability[J]. *Journal of Mathematical Analysis & Applications*, 1991, 162(1): 63 – 70.

[4] PARK H M, CHO D H. The use of the Karhunen-Loève decomposition for the modeling of distributed parameter systems[J]. *Chemical Engineering Science*, 1996, 51(1): 81 – 98.

[5] GRAHAM M D, KEVREKIDIS I G. Alternative approaches to the Karhunen-Loève decomposition for model reduction and data analysis[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 1996, 20(5): 495 – 506.

[6] CHRISTOFIDES P D, DAOUTIDIS P. Finite-dimensional control of parabolic PDE systems using approximate inertial manifolds[J]. *Journal of Mathematical Analysis & Applications*, 1997, 216(2): 398 – 420.

[7] BAKER J, CHRISTOFIDES P D. Finite-dimensional approximation and control of nonlinear parabolic PDE systes[J]. *International Journal of Control*, 2000, 73(5): 439 – 456.

[8] RATHINAM M, PETZOLD L R, SERBAN R. A new look at proper orthogonal decomposition[J]. *SIAM Journal on Numerical Analysis*, 2003, 41(5): 1893 – 1925.

[9] 高桂革, 顾幸生, 曾宪文. 基于小波变换的线性定常分布参数最优逼近控制[J]. 控制理论与应用, 2001, 18(S): 106 – 110.
(GAO Guige, GU Xingsheng, ZENG Xianwen. Wavelet transform based optimal control of linear time-invariant distributed parameter systems[J]. *Control Theory & Applications*, 2001, 18(S): 106 – 110.)

[10] 丁斗章, 顾幸生. 基于小波变换的二阶线性分布参数系统预测控制[J]. 控制理论与应用, 2005, 22(6): 849 – 854.
(DING Douzhang, GU Xingsheng. Predictive control of second-order linear distributed parameter systems based on wavelets transformation[J]. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(6): 849 – 854.)

[11] DUBLJEVIC S, MHASKAR P, EL-FARRA N H, et al. Predictive control of transport-reaction processes[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2005, 29(11/12): 2335 – 2345.

[12] AMIT V, SIVAKUMAR P, ANTONIOS A. Feedback control of dissipative PDE systems using adaptive model reduction[J]. *AIChE Journal*, 2009, 55(4): 906 – 918.

[13] 吴斌, 钟宜生. 多维分段广义正交多项式算子及其在分布参数系统辨识中的应用[J]. 控制与决策, 2002, 17(4): 397 – 401.
(WU Bin, ZHONG Yisheng. Multidimensional piecewise general orthogonal polynomials operator and its applications to parameter identification of distributed parameter systems[J]. *Control and Decision*, 2002, 17(4): 397 – 401.)

[14] QI C K, LIH X. A time/space separation-based Hammerstein modeling approach for nonlinear distributed parameter processes[J]. *Computers & Chemical Engineering*, 2009, 33(7): 1247 – 1260.

[15] QI C K, ZHANG H T, LI H X. A multi-channel spatio-temporal Hammerstein modeling approach for nonlinear distributed parameter processes[J]. *Journal of Process Control*, 2009, 19(1): 85 – 99.

[16] BERKOOZ G, HOLMES P, LUMLEY J L. The proper orthogonal decomposition in the analysis of turbulent flows[J]. *Annual Review of Fluid Mechanics*, 1993, 25: 539 – 575.

[17] SIROVICH L. *New Perspectives in Turbulence*[M]. New York: Springer, 1991.

[18] 杨剑锋, 钱积新, 赵均. 基于稳态非线性模型和线性ARX模型组合的非线性预测控制[J]. 信息与控制, 2008, 37(2): 219 – 223, 234.
(YANG Jianfeng, QIAN Jixin, ZHAO Jun. Nonlinear predictive control based on the combination of steady-state nonlinear model and linear ARX model[J]. *Information and Control*, 2008, 37(2): 219 – 223, 234.)

[19] 席裕庚. 预测控制[M]. 北京: 国防工业出版社, 1993.
(XI Yugeng. *Predictive Control*[M]. Beijing: National Defence Industry Press, 1993.)

[20] 赵志远. 多变量广义预测控制算法及其应用研究[J]. 控制理论与应用, 1999, 16(4): 529 – 531.
(ZHAO Zhiyuan. The study of the generalized predictive control algorithm with the MIMO and its applications[J]. *Control Theory & Applications*, 1999, 16(4): 529 – 531.)

[21] CAMACHO E F, BORDONS C. *Model Predictive Control*[M]. New York: Springer, 2005.

[22] CHRISTOFIDES P D. *Nonlinear and Robust Control of Pde Systems: Methods and Applications to Transport-Reaction Processes*[M]. Boston: Birkhäuser, 2001.

作者简介:

华 晨 (1985—), 男, 主要研究领域为预测控制算法及其应用, E-mail: frankxuanhui@yahoo.com.cn;

李 柠 (1974—), 女, 副研究员, 硕士生导师, 主要研究领域为复杂系统建模与控制、智能控制, E-mail: ning_li@sjtu.edu.cn;

李少远 (1965—), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为预测控制、自适应智能控制、模糊智能控制, E-mail: syli@sjtu.edu.cn.