

最小方差控制中的参数递推辨识

王建宏, 朱永红

(景德镇陶瓷学院机电学院, 江西 景德镇 333403)

摘要: 从系统辨识的角度研究最小方差控制中的参数递推辨识问题。对于最小方差闭环控制中的 ARMAX 模型未知参数矢量, 采用多新息递推最小二乘辨识和分离迭代的递推最小二乘辨识法在线辨识和估计 ARMAX 模型中的未知参数矢量。在白噪声干扰下, 两种辨识方法都能得到未知参数矢量的无偏估计; 而在有色噪声干扰下, 仅分离迭代的递推最小二乘辨识法才能给出参数的无偏估计值。最后用仿真算例验证了方法的有效性和可行性。

关键词: 最小方差控制; 多新息递推; 分离迭代递推

中图分类号: V271.4; TP273 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2013)04-0013-05

Parameter Recursive Identification for Minimum Variance Control

WANG Jianhong, ZHU Yonghong

(School of Mechanical and Electronic Engineering, Jingdezhen Ceramic Institute, Jingdezhen 333403, China)

Abstract: The problem of parameter recursive identification for minimum variance control was studied from the point of system identification. For the unknown parameter vector of the ARMAX model in the minimum variance closed loop control, we proposed a multi-innovation recursive least-squares identification method and a separable iterative recursive least-squares identification method to identify and estimate the unknown parameters vector in the ARMAX model on line. When excited by the white noise, both the methods could give the unbiased estimation about the unknown parameter vector. When excited by the colored noise, only the separable iterative recursive least-squares identification method could give the unbiased estimation. Finally, the effectiveness and feasibility of the proposed strategy was verified by the simulation results.

Key words: minimum variance control; multi-innovation recursive; separable iterative recursive

0 引言

针对最小方差闭环中带有外部输入信号的滑动平均自回归模型(简称 ARMAX), 因大多数模型都是采用参数化的形式来表示, 此时需要表示估计的量应该为 ARMAX 模型中 3 个多项式的三类未知参数矢量。采用系统辨识方法辨识此三类未知参数矢量时, 所依据的方程为对应的线性回归矢量方程, 且所定义的回归矢量中的元素由输入-输出观测数据序列和噪声观测数据序列组成^[1]。由于噪声观测数据序列的存在, 使得由通常的经典最小二乘法得到的参数估计矢量是有偏估计, 而不是所期望的无偏估计。对于 ARMAX

模型中未知参数矢量的辨识求解, 在经典最小二乘法的基础上, 基于提高参数估计收敛速度和辨识精度, 充分使用系统观测数据, 采用多新息递推最小二乘辨识法来辨识模型中的未知参数矢量^[2]。针对无偏估计的辨识目的, 在多新息递推最小二乘辨识法的基础上, 通过改进得到可分离迭代的递推最小二乘辨识法。通过详细的推导过程及各个矩阵、方差等的计算, 充分体现出怎样将经典的辨识方法进行改进推广, 从而适用于不同情况下更复杂的辨识模型之中。

本文对最小方差闭环控制中 ARMAX 模型未知参数矢量进行辨识, 在经典最小二乘辨识法的基础上, 利用新息递推最小二乘法来提高参数估计的收敛速度, 为了得到未知参数矢量的无偏估计, 提出一种以适用于回归矢量中含有噪声观测序列的可分离最小二乘法。该辨识方法以分离形式对系统对象模型和噪声模型中未知参数进行相互迭代辨识, 将由系统辨识方法

收稿日期: 2012-03-25 修回日期: 2012-04-16

基金项目: 江西省科技厅青年科学基金(20122BAB211012)

作者简介: 王建宏(1980—), 男, 江西吉安人, 博士, 副教授, 研究方向为系统辨识和凸优化。

得到的辨识模型代入到最小方差控制器的显式表达式中,得到最小方差控制器。

1 最小方差控制描述

包含系统对象模型、噪声模型及闭环反馈控制器的最小方差控制器设计结构如图1所示。

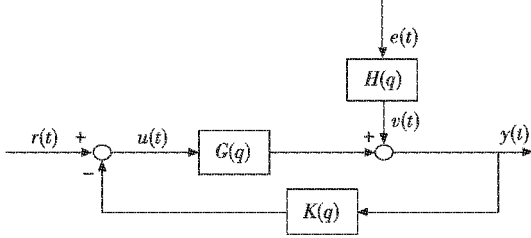


图1 最小方差控制结构框图

Fig. 1 The structure diagram of minimum variance control

图中: $r(t)$ 表示闭环系统的外部激励输入信号; $u(t)$ 表示系统对象 $G(q)$ 的输入信号; $y(t)$ 为整个闭环系统的输出信号; $e(t)$ 为外部干扰噪声,可设 $e(t)$ 为一方差为 λ 、均值为0的白噪声; $v(t)$ 表示对外部干扰噪声 $e(t)$ 滤波后的信号,以加性形式出现在闭环系统中; $H(q)$ 表示对 $e(t)$ 实施滤波的传递函数或噪声模型, $H(q)$ 常设为稳定的最小相位滤波器; $K(q)$ 表示闭环负反馈中的控制器; q 表示移位算子,有 $q^{-1}u(t) = u(t-1)$ 。根据图1所示,其对应的闭环输出响应 $y(t)$ 和输入信号 $u(t)$ 的表达式为

$$\begin{cases} y(t) = G(q)u(t) + H(q)e(t) \\ u(t) = r(t) - K(q)y(t) \end{cases}$$

消去中间变量可得

$$\begin{cases} y(t) = \frac{G(q)}{1+G(q)K(q)}r(t) + \frac{H(q)}{1+G(q)K(q)}e(t) \\ u(t) = \frac{1}{1+G(q)K(q)}r(t) - \frac{H(q)K(q)}{1+G(q)K(q)}e(t) \end{cases} \quad (1)$$

根据最小方差控制的基本原理可知^[3]:当没有外部激励输入信号 $r(t)$ 时,闭环系统的输出响应 $y(t)$ 恰好就等于外部的干扰噪声 $e(t)$ 。因此最小方差控制器 $K(q)$ 的求取可在式(1)中令 $r(t) = 0, y(t) = e(t)$,即

取 $\frac{H(q)}{1+G(q)K(q)} = 1$,从而可得最小方差控制器为

$$K(q) = \frac{H(q) - 1}{G(q)} \quad (2)$$

由式(2)可见:最小方差控制器 $K(q)$ 仅仅依赖于对象模型 $G(q)$ 和噪声模型 $H(q)$ 。但从系统辨识的角度来看,对象模型和噪声模型通常未知,需要事先辨识估计出来。只有当 $G(q)$ 和 $H(q)$ 被辨识出来,直接由式(2)可得最小方差控制器 $K(q)$ 的表达式。设真实模型对应的系统和最小方差控制器为

$$\begin{cases} y(t) = \frac{G_0}{1+G_0K_0}r(t) + \frac{H_0}{1+G_0K_0}e(t) = \frac{G_0}{H_0}r(t) + e(t) \\ u(t) = \frac{1}{1+G_0K_0}r(t) - \frac{H_0K_0}{1+G_0K_0}e(t) = \frac{1}{H_0}r(t) - \frac{H_0-1}{G_0}e(t) \\ K_0 = \frac{H_0-1}{G_0} \end{cases} \quad (3)$$

两模型对应系统和最小方差控制器的参数形式为

$$\begin{cases} y(t) = \frac{G(\theta)}{1+G(\theta)K(\theta)}r(t) + \frac{H(\theta)}{1+G(\theta)K(\theta)}e(t) = \frac{G(\theta)}{H(\theta)}r(t) + e(t) \\ u(t) = \frac{1}{1+G(\theta)K(\theta)}r(t) - \frac{H(\theta)K(\theta)}{1+G(\theta)K(\theta)}e(t) = \frac{1}{H(\theta)}r(t) - \frac{H(\theta)-1}{G(\theta)}e(t) \\ K(\theta) = \frac{H(\theta)-1}{G(\theta)} \end{cases} \quad (4)$$

式中, θ 表示未知的参数矢量,其由对象模型 $G(\theta)$ 和噪声模型 $H(\theta)$ 中所有未知参数构成。

2 最小方差控制中未知参数的递推辨识

给定一组采样输入-输出观测数据: $Z^N = \{u(1) y(1) \cdots u(N) y(N)\}$ 。

辨识模型采用ARMAX模型来表示,即

$$y(t) = G(\theta)u(t) + H(\theta)e(t) \quad (5)$$

式中: $G(\theta) = \frac{B(\theta)}{A(\theta)}, H(\theta) = \frac{C(\theta)}{A(\theta)}$ 。其中的3个多项式分别为: $A(\theta) = 1 + a_1q^{-1} + \cdots + a_{n_a}q^{-n_a}; B(\theta) = b_1q^{-1} + \cdots + b_{n_b}q^{-n_b}; C(\theta) = 1 + c_1q^{-1} + \cdots + c_{n_c}q^{-n_c}$ 。

未知参数矢量 θ 定义为

$$\begin{cases} \theta = [\delta \quad \eta]^T \\ \delta = [a_1 \quad \cdots \quad a_{n_a} \quad b_1 \quad \cdots \quad b_{n_b}]^T \\ \eta = [c_1 \quad \cdots \quad c_{n_c}]^T \end{cases} \quad (6)$$

式(5)左右两边同时乘以多项式 $A(\theta)$ 可得 $A(\theta)y(t) = B(\theta)u(t) + C(\theta)e(t)$,将式(6)由各多项式的形式展开可得

$$y(t) + a_1y(t-1) + \cdots + a_{n_a}y(t-n_a) = b_1u(t-1) + \cdots + b_{n_b}u(t-n_b) + e(t) + c_1e(t-1) + \cdots + c_{n_c}e(t-n_c) \quad (7)$$

定义回归矢量为 $\varphi_0(t) = [-y(t-1) \quad \cdots \quad -y(t-n_a) \quad u(t-1) \quad \cdots \quad u(t-n_b) \quad e(t-1) \quad \cdots \quad e(t-n_c)]^T$,从而式(7)可改写为线性回归方程的形式

$$y(t) = \varphi_0^T(t)\theta + e(t) \quad (8)$$

式(8)是递推最小二乘辨识的基础^[4],根据预测误差辨识得到未知参数估计值为

$$\hat{\theta}_N = \left[\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varphi_0(t) \varphi_0^T(t) \right]^{-1} \left[\frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varphi_0(t) y(t) \right] \quad (9)$$

未知参数矢量 θ 的递推最小二乘法为^[5]

$$\begin{cases} \hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + \frac{1}{t} R^{-1}(t) \varphi_0(t) [y(t) - \varphi_0^T(t) \hat{\theta}(t-1)] \\ R(t) = R(t-1) + \frac{1}{t} [\varphi_0(t) \varphi_0^T(t) - R(t-1)] \end{cases} \quad (10)$$

式(10)中： $R(t)$ 表示递推辨识算法中的卡尔曼增益矩阵； $R^{-1}(t)$ 代表其对应的逆矩阵。对于卡尔曼增益矩阵 $R(t)$ 的计算可采用第2个式子中的递推关系式。

ARMAX 模型中未知参数矢量辨识的难点在于回归矢量中不仅包含可观测得到的输入-输出观测数据序列 Z^N ，还包含噪声序列。这些噪声序列需要用它们各自的估计值来代替^[6]。当第 t 次迭代的参数矢量值 $\hat{\theta}(t)$ 被辨识出来后，即若已知 $\hat{\theta}(t) = [\hat{a}_1(t) \cdots \hat{a}_{n_a}(t) \hat{b}_1(t) \cdots \hat{b}_{n_b}(t) \hat{c}_1(t) \cdots \hat{c}_{n_c}(t)]$ ，取新息过程为 $\varepsilon(t) = y(t) + \hat{a}_1(t)y(t-1) + \cdots + \hat{a}_{n_a}(t)y(t-n_a) - \hat{b}_1(t)u(t-1) - \cdots - \hat{b}_{n_b}(t)u(t-n_b) - \hat{c}_1(t)e(t-1) - \hat{c}_{n_c}(t)e(t-n_c)$ 。由新息过程 $\varepsilon(t)$ 代替回归矢量 $\varphi_0(t)$ 中所有的噪声序列，即设 $\varphi(t) = [-y(t-1) \cdots -y(t-n_a) u(t-1) \cdots u(t-n_b) \varepsilon(t-1) \cdots \varepsilon(t-n_c)]^T$ ； $\varepsilon(t) = y(t) - \varphi^T(t) \hat{\theta}(t)$ 。

以上新息过程是一个个地选择，类似于序贯地选取。若大批量地选取新息过程，可得到多新息递推最小二乘辨识法^[7]。

2.1 多新息递推最小二乘辨识法

多新息辨识方法是在充分使用系统数据的基础上，通过扩展新息长度而提出的新方法，已应用于方程误差模型，它能提高参数估计收敛速度和辨识精度^[8]，考虑在未知参数矢量 θ 和回归矢量 $\varphi(t)$ 中，设 p 表示数据长度。定义如下向量和矩阵

$$\begin{cases} Y(t) = \begin{bmatrix} y(t) \\ y(t-1) \\ \vdots \\ y(t-p+1) \end{bmatrix} \\ \phi(t) = \begin{bmatrix} \varphi^T(t) \\ \varphi^T(t-1) \\ \vdots \\ \varphi^T(t-p+1) \end{bmatrix} \\ E(t) = \begin{bmatrix} e(t) \\ e(t-1) \\ \vdots \\ e(t-p+1) \end{bmatrix} \end{cases} \quad (11)$$

由式(8)及式(11)有

$$Y(t) = \phi(t) \theta + E(t) \quad (12)$$

代价函数为

$$V(\theta) = \|Y(t) - \phi(t) \theta\|^2 \quad (13)$$

其中，矩阵 X 的范数定义为 $\|X\|^2 = \text{tr}[XX^T]$ 。

式(13)中线性参数向量 θ 的多新息递推最小二乘辨识方法为

$$\begin{cases} \hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + P(t) \phi^T(t) [Y(t) - \phi^T(t) \hat{\theta}(t-1)] \\ P^{-1}(t) = P^{-1}(t-1) + \phi^T(t) \phi(t) \\ P(0) = p_0 I \end{cases} \quad (14)$$

当 $p \geq 2$ 时， $E(t) = Y(t) - \phi^T(t) \hat{\theta}(t-1) \in \mathbf{R}^p$ 为新息向量即多新息。在算法的初始化时，取 p_0 为一个非常大的正数，如 $p_0 = 10^6$ 。初始值 $\hat{\theta}_0$ 为一个非常小的实向量，如 $\hat{\theta}_0 = I/p_0$ ，其中 I 表示元素全为 1 的列向量。

因两递推关系式(10)和式(14)都是由式(9)推导计算出来的，所以 3 个未知参数矢量估计值的数学期望是相等的^[9]。为此对式(9)左右两边同时关于外部干扰白噪声 $e(t)$ 取数学期望运算得

$$E \hat{\theta}(t) = \theta_0 + \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varphi_0(t) \varphi_0^T(t) \right]^{-1} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varphi_0(t) e(t) \right] \quad (15)$$

由回归矢量 $\varphi_0(t)$ 的构造方法可知矩阵 $\left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varphi_0(t) \varphi_0^T(t) \right]$ 是非奇异矩。对于式(15)右边的第 2 列矢量，可用数学期望运算来近似代替求和的平均，根据概率论中的相关知识可知^[10]：这在当数据个数趋于无穷时是成立的。

通过计算可得： $E \varphi_0(t) e(t) = \vec{0}$ ，其中，符号 $\vec{0}$ 表示适当维数的零矩阵或零矢量。由此可知，当外部干扰噪声为零均值白噪声时，由上述递推最小二乘法和多新息递推最小二乘辨识方法得到的参数估计矢量是无偏估计， $E \hat{\theta}(t) = \theta_0$ 。

2.2 可分离迭代的递推最小二乘辨识法

以上两种递推辨识方法在参数个数较小的情况下可得到较准确的无偏估计值。但其中并没有利用未知参数矢量之间的元素关系^[11]。本小节给出一种新的递推辨识算法，该辨识算法把未知参数分成两部分，一部分是来自系统对象模型中的未知参数，另一部分是来自噪声模型中的未知参数。抓住此两部分参数之间的关系，通过相互迭代的逻辑来得到下一时刻对方模型中的参数值^[12]。

利用定义的未知参数矢量 $\theta = [\delta \quad \eta]^T$ ，同时将原回归矢量 $\varphi_0(t)$ 也进行分解为

$$\begin{cases} \varphi_1(t) = [-y(t-1) \cdots -y(t-n_a) u(t-1) \cdots u(t-n_b)]^T \\ \varphi_2(t) = [e(t-1) \cdots e(t-n_c)]^T \\ \varphi_0(t) = [\varphi_1(t) \quad \varphi_2(t)]^T \end{cases} \quad (16)$$

将原差分方程式(7)改写为

$$y(t) = \varphi_1^T(t)\delta + \varphi_2^T(t)\eta + e(t) \quad (17)$$

两参数矢量 δ 和 η 对应的最小二乘估计值分别记为

$$\begin{cases} \hat{\delta}_{LS} = \delta_0 + \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varphi_1(i)\varphi_1^T(i) \right]^{-1} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varphi_1(i)\varphi_2^T(i)\eta \right] \\ \hat{\eta}_{LS} = \eta_0 + \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varphi_2(i)\varphi_2^T(i) \right]^{-1} \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \varphi_2(i)\varphi_1^T(i)\delta \right] \end{cases} \quad (18)$$

$$\text{很明显有: } E\varphi_1(t)e(t) = E \begin{bmatrix} -y(t-1) \\ \vdots \\ -y(t-n_a) \\ u(t-1) \\ \vdots \\ u(t-n_b) \end{bmatrix} e(t) = \vec{0} =$$

$$E\varphi_2(t)e(t) = E \begin{bmatrix} e(t-1) \\ \vdots \\ e(t-n_c) \end{bmatrix} e(t)。$$

对式(18)左右两边同时取极限运算得:

$$\begin{aligned} \lim_{N \rightarrow \infty} \hat{\delta}_{LS} &= \delta_0 - C_1^{-1}(\delta_0, \eta_0) C_2(\delta_0, \eta_0) \\ \lim_{N \rightarrow \infty} \hat{\eta}_{LS} &= \eta_0 - \frac{1}{\lambda} C_3(\delta_0, \eta_0) \end{aligned} \quad (19)$$

式(19)表明直接利用最小二乘法获得的参数估计值是有偏估计^[13],但若在最小二乘参数估计值 $\hat{\delta}_{LS}$ 和 $\hat{\eta}_{LS}$ 的基础上引进两补偿项 $C_1^{-1}(\delta_0, \eta_0) C_2(\delta_0, \eta_0)$ 和 $C_3(\delta_0, \eta_0)/\lambda$,可获得对应的无偏估计值为

$$\begin{aligned} \hat{\delta}_c &= \hat{\delta}_{LS} + C_1^{-1}(\delta_0, \eta_0) C_2(\delta_0, \eta_0) \\ \hat{\eta}_c &= \hat{\eta}_{LS} + \frac{1}{\lambda} C_3(\delta_0, \eta_0) \end{aligned} \quad (20)$$

将式(20)分别改写成对应的递推辨识形式有

$$\begin{cases} \hat{\delta}_{LS}(t) = \hat{\delta}_{LS}(t-1) + K_1(t) [y(t) - \varphi_1^T(t)\hat{\delta}_{LS}(t-1)] \\ K_1(t) = P_1(t-1)\varphi_1(t) [1 + \varphi_1^T(t)P_1(t-1)\varphi_1(t)]^{-1} \\ P_1(t) = [I - K_1(t)\varphi_1^T(t)]P_1(t-1) \\ \hat{\delta}_c = \hat{\delta}_{LS}(t) + C_1^{-1}(\hat{\delta}_c(t-1), \hat{\eta}_c(t-1))C_2(\hat{\delta}_c(t-1), \\ \hat{\eta}_c(t-1)) \end{cases} \quad (21)$$

类似有

$$\begin{cases} \hat{\eta}_{LS}(t) = \hat{\eta}_{LS}(t-1) + K_2(t) [y(t) - \varphi_2^T(t)\hat{\eta}_{LS}(t-1)] \\ K_2(t) = P_2(t-1)\varphi_2(t) [1 + \varphi_2^T(t)P_2(t-1)\varphi_2(t)]^{-1} \\ P_2(t) = [I - K_2(t)\varphi_2^T(t)]P_2(t-1) \\ \hat{\eta}_c = \hat{\eta}_{LS}(t) + \frac{1}{\lambda} C_3(\hat{\delta}_c(t-1), \hat{\eta}_c(t-1)) \end{cases} \quad (22)$$

对于以上多新息递推最小二乘法和分离迭代最小二乘法,根据推导过程可知,这两种递推辨识算法实质

上都是无偏估计算法,且因都是来源最小二乘算法^[14]。所以这两种算法的有效性和参数估计渐近方差矩阵形式和最小二乘算法时的结果是大致相同的。其不同之处在于:此处考虑的是最小方差闭环控制中 ARMAX 模型未知参数,在具体求解参数估计值的渐近方差矩阵表达式时,需要使用式(23)的先验关系式来简化推导过程。

$$\begin{cases} G(\theta) = \frac{B(\theta)}{A(\theta)} \\ H(\theta) = \frac{C(\theta)}{A(\theta)} \\ K(\theta) = \frac{H(\theta) - 1}{G(\theta)} \\ S = \frac{1}{1 + G(\theta)K(\theta)} = \frac{1}{H(\theta)} = \frac{A(\theta)}{C(\theta)} \end{cases} \quad (23)$$

记闭环系统输出响应中的两个传递函数分别为 $G_{cl}(\theta)$ 和 $H_{cl}(\theta)$,则在最小方差控制器和 ARMAX 对象模型的前提条件下有: $G_{cl}(\theta) = \frac{B(\theta)}{C(\theta)}$, $H_{cl}(\theta) = 1$ 。从而有

$$\begin{aligned} \frac{\partial G_{cl}(\theta)}{\partial \theta} &= \left[\vec{0} \quad \frac{1}{C} q^{-1} \dots \quad \frac{1}{C} q^{-n_b} \quad -\frac{B}{C^2} q^{-1} \dots \quad -\frac{B}{C^2} q^{-n_c} \right]^T, \\ \frac{\partial H_{cl}(\theta)}{\partial \theta} &= \vec{0}。 \end{aligned}$$

将以上各式代入到参数估计的渐近方差矩阵表达式中可得

$$P_\theta = \frac{1}{N} \left[\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \frac{1}{\lambda} \left\{ \left(\frac{\partial G_{cl}(\theta)}{\partial \theta} \frac{\partial G_{cl}(\theta)}{\partial \theta} \right)^* \right\} \phi_r \right] dw \quad (24)$$

对可分离迭代递推最小二乘辨识法归纳如下所述。

- 1) 给定初始估计值 $\theta(0) = [\delta(0) \quad \eta(0)]^T$ 。
- 2) 由初始估计值经式(21)和式(22)第一次迭代后得到 $\hat{\delta}_c(1)$ 和 $\hat{\eta}_c(1)$ 。
- 3) 将 $\hat{\delta}_c(1)$ 和 $\hat{\eta}_c(1)$ 再次代入到式(21)和式(22)中,并不断地进行相互迭代,得到第 t 次迭代的估计值为 $\hat{\delta}_c(t)$ 和 $\hat{\eta}_c(t)$ 。

- 4) 事先给定一个任意小的数值 ε ,若满足 $\|\hat{\theta}(t) - \theta_0\| = \|\hat{\delta}(t) \quad \hat{\eta}(t) - [\delta_0 \quad \eta_0]\| \leq \varepsilon$ 成立,则迭代算法结束,否则继续迭代。

3 仿真算例

考虑如下的离散时间线性系统:

$$y(t) = G(\theta)u(t) + H(\theta)e(t) \quad (25)$$

式中: $G(\theta) = \frac{B(\theta)}{A(\theta)}$, $H(\theta) = \frac{C(\theta)}{A(\theta)}$ 。其中3个多项式的真实值分别为: $A_0(q) = 1 - 1.6q^{-1} + 0.8q^{-2} - 0.64q^{-3} + 0.65q^{-4}$; $B_0(q) = 0.25q^{-1} + 0.12q^{-2}$; $C_0(q) = 1 + 0.24q^{-1} + 0.12q^{-2}$ 。

当外部干扰信号 $e(t)$ 为白噪声扰动时,文中两种

辨识方法都能得到此8个未知参数的无偏估计^[15]。而当 $e(t)$ 为有色噪声扰动时,多新息递推最小二乘辨识方法得到的是有偏估计,而可分离迭代的最小二乘辨识方法结合通常情况下的最小二乘辨识和偏差补偿辨识法,所以得到的一定是无偏估计。这可以从文中的推导过程得出结论。下面对 $e(t)$ 为有色噪声扰动时的参数辨识问题进行仿真。

输入-输出数据对 $\{u(t), y(t)\}_{t=1,2,\dots,1000}$ 在闭环试验条件下获得,数据个数为1000。系统模型施以1000个随机有色噪声采样。利用文中的多新息递推最小二乘辨识方法和使用可分离迭代的递推最小二乘辨识法不断地进行迭代求解。在迭代算法初始化时,各个参数值的初始估计值取为0值。运用此两种辨识方法辨识参数的仿真结果如表1所示。

表1 参数估计和误差比较

Table 1 Comparison of parameter estimations and errors

	t	a_1	a_2	a_3	a_4	b_1	b_2	c_1	c_2	δ
可分离迭代的递推最小二乘辨识	100	-1.62200	0.80321	-0.36960	0.69354	0.15739	0.12774	0.2541	0.1277	3.9692
	500	-1.56115	0.81979	-0.57727	0.82254	0.22146	0.12554	0.2514	0.1255	2.0850
	1000	-1.57441	0.82765	-0.59870	0.72766	0.24881	0.11705	0.2500	0.1170	1.1405
	1500	-1.59615	0.81037	-0.58364	0.68292	0.24881	0.11662	0.2485	0.1166	0.4608
	2000	-1.59751	0.80660	-0.60951	0.24881	0.11715	0.11615	0.2476	0.1161	0.3438
	2500	-1.60427	0.80818	-0.62808	0.67596	0.24802	0.11591	0.2454	0.1159	0.2271
多新息递推最小二乘辨识	3000	-1.59868	0.80110	-0.64690	0.67441	0.24835	0.11638	0.2421	0.1193	0.1077
	100	-1.26010	0.71224	-0.36960	0.86926	0.15739	0.10412	0.3012	0.1011	22.7883
	500	-1.21858	0.71936	-0.57727	0.95419	0.22146	0.12554	0.2922	0.1054	25.0647
	1000	-1.23117	0.71189	-0.56187	1.31829	0.24662	0.10467	0.2854	0.1123	24.4173
	1500	-1.23560	0.70161	-0.58364	0.78297	0.24484	0.10423	0.2741	0.1142	24.0458
	2000	-1.23341	0.70037	-0.60951	0.75304	0.24476	0.10680	0.2670	0.1153	24.1046
真值	2500	-1.24755	0.70421	-0.62808	0.75519	0.24388	0.10213	0.2601	0.1167	23.2661
	3000	-1.24664	0.73523	-0.64690	0.74788	0.24975	0.10434	0.2516	0.1178	23.2661
	真值	-1.6	0.8	-0.64	0.65	0.25	0.12	0.24	0.12	

由表1的仿真结果可以看出:在有色干扰噪声存在的情况下,多新息递推最小二乘辨识得到的辨识参数估计值都是有偏估计,且估计误差大,对参数估计初值的选择较敏感。而可分离迭代递推最小二乘辨识下的参数估计值是无偏估计。图2给出在可分离迭代递推最小二乘辨识方法下,在测试集上系统模型参数估计误差 $\delta = \|\hat{\theta}(t) - \theta\| / \|\theta\|$ 随着迭代次数的变化曲线。由图2中的误差曲线可知:参数估计误差随着迭代次数的增加而逐渐趋于零。

ARMAX模型来表示。对于该模型中的两类未知参数矢量,在经典最小二乘辨识法的基础上提出了适合参数个数较小时的多新息递推最小二乘辨识法;充分利用两类参数之间的关系,提出了可分离迭代最小二乘辨识方法。

参考文献

- [1] LJUNG L. System identification: Theory for the user[M]. London: Prentice Hall, 1999.
- [2] GEVERS M L. Optimal experiment designs with respect to the internal model application[J]. Automatica, 1986, 22(5): 543-555.
- [3] FORSSEL U, LJUNG L. Some results on optimal experiment design[J]. Automatica, 2000, 36(5): 749-756.
- [4] ZHU Yucai, BUTOYI F. Optimal closed-loop identification test design for internal model control[J]. Automatica, 2000, 36(4): 1237-1241.
- [5] HILDEBRAND R. Identification for control: Optimal input design with respect to a worst case gap cost function[J]. SIAM Journal on Control and Optimization, 2003, 41(5): 1586-1608.
- [6] HILDEBRAND R. Identification for control: Optimal input intended to identify a minimum variance control[J]. Automatica, 2007, 43(5): 758-767.

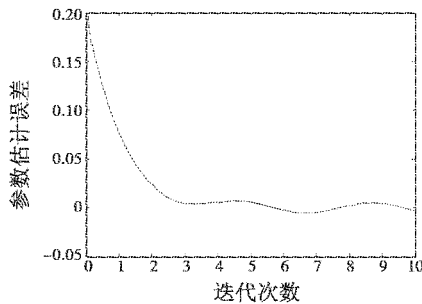


图2 参数估计误差 δ 随 t 的变化曲线
Fig. 2 The parameter estimation error δ vs t

4 结束语

研究了最小方差控制中的参数递推辨识问题。对于闭环系统中的对象和噪声模型采用有代表性的

提高了开发效率。

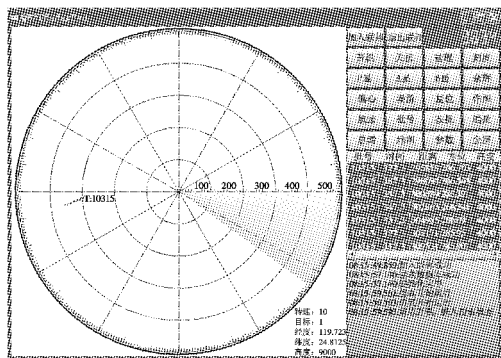


图 9 预警机雷达界面

Fig.9 Interface of the EW radar

4 总结

本文针对当前基于 HLA 的分布式仿真仍然存在的互操作性、可重用性不强等缺陷,引入 CORBA 的分布式开发规范,在充分比较分析两者基本特征的基础上,结合两者的优势研究了基于 CORBA/HLA 的开发模式,提高了分布式仿真系统的互操作和可重用能力,并且使之能够适应于跨平台的实时仿真。最后,基于 CORBA/HLA 的设计思想实现了预警机雷达对抗仿真系统,实例验证了该开发模式的优越性。有理由相信,基于 CORBA/HLA 的开发模式是非常适应于分布式仿真的,也必将成为未来分布式仿真研究的热点。

参考文献

[1] 龚建兴,王达,邱刚,等. HLA 联邦成员中模型的重用

性研究[J]. 系统仿真学报,2005,17(11):2652-2655.

[2] 杨威,李俊山,张媛莉. 基于 HLA 的雷达对抗训练仿真系统研究[J]. 微计算机信息,2006,22(1):240-243.

[3] 张建伟,李辉,游志远. 用 CORBA 实现实时分布式仿真系统[J]. 四川大学学报:自然科学版,2003,40(1):168-170.

[4] AMBROGIO A D, GIANNI D. Using CORBA to enhance HLA interoperability in distributed and web-based simulation[C]// The 19th International Symposium on Computer and Information Sciences (ISCIS 2004), Kemer-Antalya, Turkey, 2004, 3280:696-705.

[5] 毛媛,李伯虎,柴旭东. HLA 的互操作以及基于 CORBA 的实现[J]. 系统仿真学报,2000,12(5):499-502.

[6] 潘慧芳,周兴社,於志文. CORBA 构件模型综述[J]. 计算机应用研究,2005,22(5):14-15.

[7] 冯润明,王国玉,黄柯棣. TENA 及其与 HLA 的比较[J]. 系统工程与电子技术,2005,27(2):288-291.

[8] BUSS A, JACKSON L. Distributed simulation modeling: A comparison of HLA, CORBA, and RMI[C]//Proceedings of the 1998 Winter Simulation Conference, 1998: 819-824.

[9] REILLY S, WILLIAMS H. IDL4HLA: Implementing CORBAIDL middleware for HLA[C]//The 2001 Spring Simulation Interoperability Workshop v. 1, Orlando, FL, USA, 2001:575-578.

[10] 王国玉,汪连栋,王国良. 雷达电子战系统数学仿真与评估[M]. 北京:国防工业出版社,2004.

(上接第 17 页)

[7] JANSSON H. Input design via LMIs admitting frequency wise model specifications in confidence regions[J]. IEEE Transaction on Automatic Control, 2005, 50(10):1534-1549.

[8] HJALMARSSON H. Close loop experiment design for linear invariant dynamical systems via LMIs[J]. Automatica, 2008, 44(2):623-636.

[9] BOMBOIS X. Least costly identification experiment for control[J]. Automatica, 2006, 42(10):1651-1662.

[10] MARTENSSON J. Conditions when minimum variance control is the optimal experiment for identifying a minimum variance control[J]. Automatica, 2011, 47(3):578-583.

[11] 王建宏. 基于先进辨识的控制策略研究及其应用[D]. 南京:南京航空航天大学,2010.

[12] 王建宏,王道波. 子空间预测控制算法在主动噪声振动中的应用[J]. 振动与冲击,2011,30(10):129-135.

[13] PACLETTI S. On the input-output representation of piecewise affine state space models[J]. IEEE Transactions of Automatic Control, 2010, 55(1):60-73.

[14] ZEILINGE M. Real-time suboptimal model predictive control using a combination of explicit MPC and online optimization[J]. IEEE Transactions of Automatic Control, 2011, 56(7):1524-1534.

[15] HJALMARSSON H. A geometric approach to variance analysis in system identification[J]. IEEE Transactions of Automatic Control, 2011, 56(5):983-997.