

文章编号: 100120920(2010)012009206

多个未知时延的 MISO 系统的递推辨识

王建宏, 王道波, 王志胜

(南京航空航天大学 自动化学院, 南京 210016)

摘要: 对于未知时延的多输入单输出 (MISO) 系统, 借助分离性原理, 推导出迭代的可分离的非线性最小二乘 (SNLS) 辨识方法. 为降低收敛于局部最小的可能性, 利用全局优化理论, 推导了全局可分离的非线性最小二乘 (GSNLS) 辨识方法; 为消除强观测噪声所引起的参数估计的偏差, 将 GSNLS 方法调整为一新颖的全局可分离的非线性多新息递推最小二乘 (GSNMIRLS) 辨识方法, 仿真实验验证了算法的有效性.

关键词: 递推辨识; 时延; 非线性最小二乘法; 多新息; 全局优化

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Recursive identification of MISO systems with multiple unknown time delays

WANG Jianzhong, WANG Dao2bo, WANG Zhi2sheng

(College of Automation Engineer, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China.

Correspondent: WANG Jianzhong, E2mail: wangjianhong@nuaa.edu.cn)

Abstract: For MISO systems with multiple unknown time delays, an iterative separable nonlinear least squares (SNLS) identification method is proposed by means of the separable principle. Then a global separable nonlinear least squares (GSNLS) identification method which estimates the time delays and transfer function parameters separably is derived to reduce the possibility of convergence to a local minimum by using the global optimization theory. Furthermore, the GSNLS method is modified to a novel global separable nonlinear multi-innovation recursive least squares identification (GSNMIRLS) method to eliminate the biases of the estimates in the presence of high measurement noise. The simulation results show the theoretical results.

Key words: Recursive identification; Time delay; Nonlinear least squares method; Multi-innovation; Global optimization

1 引言

现实生活中的很多实际系统(如热过程、化工过程和生物系统)都含有时间延迟(时延),因此辨识这些系统对分析、综合和预测具有重要的作用.有很多方法可用来辨识带有时延的系统,其中一种是利用有理传递函数来逼近时延^[1].该方法需要大量的估计参数,且当系统具有较大时延时可能会带来不可接受的近似误差.另一种方法是基于非线性优化法,通过梯度来进行搜索以得到最优值^[2].但它的估计值经常收敛于局部最优值,特别是对于很大的未知时延的多输入单输出(MISO)系统.

本文考虑带有多个未知时延的 MISO 系统的辨识.首先推导出迭代的可分离的非线性最小二乘

法(SNLS),借助随机全局优化方法来表示收敛于局部最小的问题.利用非凸优化问题的辅助函数法,推导出全局可分离的非线性最小二乘法(GSNLS).然后将多新息辨识方法嵌入到 GSNLS 方法中,以得到全局可分离的非线性多新息递推最小二乘法(GSNMIRLS).这种方法可消除估计值偏差的影响.最后通过仿真实验验证了本文方法的有效性.

2 问题描述

考虑带有未知时延的严格稳定的多输入单输出系统(MIMO)

$$A(z)y(t) = \sum_{j=1}^l B_j(z)u_j(t-S_j) + v(t). \quad (1)$$

其中: $y(t)$ 为系统输出, $u_j(t)$ 为带有时延 S_j 的第 j

收稿日期: 200920221; 修回日期: 200920429.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60874037).

作者简介: 王建宏(1980),男,江西吉安人,博士生,从事系统辨识的研究;王道波(1957),男,河北易县人,教授,博士生导师,从事无人机等研究.

个系统输入, $u(t) = [u_1(t) \ u_2(t) \ \dots \ u_r(t)]^T$
 $I \in R^r$, $v(t)$ 为零均值的随机白噪声, $A(z)$ 和 $B_j(z)$ 均为单位后移算子 z^{-1} 的多项式 $[z^{-1}y(t) = y(t-1)]$, 且

$$A(z) = 1 + a_1z^{-1} + a_2z^{-2} + \dots + a_nz^{-n},$$

$$B_j(z) = b_{j1}z^{-1} + b_{j2}z^{-2} + \dots + b_{m_j}z^{-m_j}. \quad (2)$$

设 $t \in [0, \infty)$ 时 $u(t) = 0, y(t) = 0, v(t) = 0; n, r$ 和 m_j 都是已知的, 且 $n \geq m_j$; 假设输入 $u_j(t)$ 是拟平稳确定性或随机性的信号, 噪声 $v(t)$ 是拟平稳的零均值随机白噪声, 且与任何输入都不相关.

$$\lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N u(i-j)v(j) = 0, \quad P_j.$$

本文的目的在于辨识系统中的未知时延 $S_j (j = 1, 2, \dots, r)$ 和传递函数参数 $a_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 及 $b_i (j = 1, 2, \dots, r, i = 1, 2, \dots, m_j)$.

3 可分离的非线性最小二乘法(SNLS)

将式(2)代入(1)中, 有

$$A(z)y(t) = \sum_{j=1}^r \sum_{i=1}^{m_j} b_{ji}z^{-i}u_j(t-S_j) + v(t). \quad (3)$$

定义参数向量 H 信息向量 $U(t, S)$ 如下:

$$\bar{H} = [a^T \quad b^T \quad \dots \quad b^T],$$

$$a^T = [a^1 \quad \dots \quad a^n], \quad b_i^T = [b_{i1} \quad \dots \quad b_{m_j}],$$

$$\bar{U}^T(t, S) = [-\bar{U}^T(t) \quad \bar{U}_1^T(t-S_1) \quad \dots \quad \bar{U}_r^T(t-S_r)],$$

$$\bar{U}^T(t) = [y(t-1) \quad y(t-2) \quad \dots \quad y(t-n)],$$

$$\bar{U}_j^T(t-S_j) = [u_j(t-1-S_j) \quad \dots \quad u_j(t-m_j-S_j)],$$

则系统(1)可化为

$$y(t) = \bar{U}^T(t, S)\bar{H} + v(t). \quad (4)$$

给定输入输出数据集, 则离线参数估计定义为极小化输出误差准则函数

$$V_N(H, S) = \frac{1}{N} \sum_{t=t_s}^N \frac{1}{2} \bar{E}^2(t, H, S),$$

$$E(t, H, S) = y(t) - \bar{U}^T(t, S)\bar{H} \quad (5)$$

使得满足

$$[\bar{H} \quad \bar{S}^T] = \arg \min_{H, S} V_N(H, S). \quad (6)$$

其中: $N - t_s$ 表示辨识的数据长度, t_s 满足 $t_s \leq \max(S_1, S_2, \dots, S_r)$. 非线性时延向量 S 和线性参数向量 H 利用可分离的非线性最小二乘法进行估计, 并以分离的形式辨识出来. 可分离的非线性最小二乘法已在文献[2]中得到系统地研究, 此后 Ngia^[7] 对原有算法进行了改进和扩展, 目前该理论仍处于发展和完善阶段. 当时延向量 S 已知时, 线性参数值利用通常的线性最小二乘法估计

$$\hat{H}(S) = R^{-1}(N, S)f(N, S),$$

$$R(N, S) = \frac{1}{N-t_s} \sum_{t=t_s+1}^N U(t, S)U^T(t, S),$$

$$f(N, S) = \frac{1}{N-t_s} \sum_{t=t_s+1}^N U(t, S)y(t). \quad (7)$$

用递推形式(RLS)表示为^[3]

$$R(t, S) = \frac{1}{t-t_{sk}} \sum_{k=t_{sk}+1}^t U(k, S)U^T(k, S),$$

$$P^{-1}(t, S) = \sum_{k=t_{sk}+1}^t U(k, S)U^T(k, S),$$

$$\hat{H}(S) = \hat{H}_1(S) + L(t)[y(t) - \bar{U}^T(t, S)\hat{H}_1(S)],$$

$$L(t) = \frac{P(t-1, S)U(t, S)}{1 + \bar{U}^T(t, S)P(t-1, S)U(t, S)},$$

$$P(t, S) = P(t-1, S) -$$

$$\frac{P(t-1, S)U(t, S)U^T(t, S)P(t-1, S)}{1 + \bar{U}^T(t, S)P(t-1, S)U(t, S)}. \quad (8)$$

将式(7)中 $\hat{H}(S)$ 代入(5), 可得到如下的二次型代价函数:

$$\hat{V}_N(S) = \frac{1}{N-t_s} \sum_{t=t_s+1}^N \frac{1}{2} \bar{E}^2(t, S),$$

$$\bar{E}(t, S) = y(t) - \bar{U}^T(t, S)R^{-1}(N, S)f(N, S), \quad (9)$$

从而时延可分离地估计为

$$S_N = \arg \min \hat{V}_N(S). \quad (10)$$

式(10)中的数值分析极小化问题可采用最速下降法进行求解. 搜索方向采用牛顿方向, 沿牛顿方向搜索时的迭代公式为

$$S^{(j+1)} = S^{(j)} - L^{(j)}[\hat{R}_N(S^{(j)})]^{-1}\hat{V}_{\alpha}(S^{(j)}). \quad (11)$$

其中: $L^{(j)}$ 是步长, 保证 $\hat{V}_N(S)$ 始终是下降的, 且 S_N 中的每个元素都停留在预先设定的区间

$$S_i^{(j+1)} \in [S_i - \delta, S_i + \delta] = \{S_i^{(j+1)} / 0 \leq S_i^{(j+1)} \leq S_i\}$$

内, S 是事先设定的关于时延 S 的一个上界; $\hat{V}_{\alpha}(S)$ 和 $\hat{R}_N(S)$ 分别表示二次型代价函数(9)的梯度和 Hessian 矩阵的估计值, 有

$$\hat{V}_{\alpha}(S) = - \frac{1}{N-t_s} \sum_{t=t_s+1}^N W(t, S)\bar{E}(t, S),$$

$$\hat{R}_N(S) = \frac{1}{N-t_s} \sum_{t=t_s+1}^N W(t, S)\bar{W}(t, S),$$

$$W(t, S) = [W(t, S) \quad \dots \quad W(t, S)]^T. \quad (12)$$

若函数 $\hat{V}_N(S)$ 是 S 的二次函数, 则迭代公式能一步收敛到 $\hat{V}_N(S)$ 的极小值. 对大多数函数而言, 在接近

极小点附近 $\hat{V}_N(S)$ 可用二阶函数近似, 所以式(11)的计算效率非常高. 但在远离极小点处, 式(11)的效率可能很低, 甚至发散. 因此通常用一个确保正定的近似矩阵来代替 Hessian 矩阵, 以便保证搜索方向始终指向/下降方向 0 . 迭代式中关键问题是梯度和 Hessian 矩阵是如何估算的.

$$\begin{aligned} W(t, S) &= - \frac{1}{5S} \mathbf{F}^T(t, S) / 5S = \\ U_j^T(t, S) R^{-1}(N, S) f(N, S) + \\ U_j^T(t, S) R^{-1}(N, S) f_{s_j}(N, S) - \\ U_j^T(t, S) R^{-1}(N, S) [R_{s_j}(N, S) + \\ R_{s_j}^T(N, S)] R^{-1}(N, S) f(N, S). \end{aligned} \quad (13)$$

其中

$$\begin{aligned} R_{s_j}(N, S) &= \frac{1}{N - t_{s_j} - t_{s_j+1}} \sum_{t=t_{s_j+1}}^N U_j(t, S) U_j^T(t, S), \\ f_{s_j}(N, S) &= \frac{1}{N - t_{s_j} - t_{s_j+1}} \sum_{t=t_{s_j+1}}^N U_j(t, S) y(t) + \\ &\quad U_j(t, S) W(t, S), \\ U_j(t, S) &= \frac{5U(t, S)}{5S} = \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} [0_{l_1 @ m_1}, 0_{l_1 @ m_1}, \dots, 0_{l_{m_1} @ m_1}, U_{j, s_j}(t - S), \\ 0_{l_{m_1+1} @ m_1}, \dots, 0_{l_{m_1} @ m_1}]^T, \\ U_{j, s_j}(t - S) = \\ \left[\frac{5u_j(t - l_1 - S)}{5S}, \frac{5u_j(t - l_2 - S)}{5S}, \dots, \frac{5u_j(t - m_j - S)}{5S} \right]. \end{aligned} \quad (15)$$

4 全局可分离的非线性最小二乘法 (GSNLS)

针对 $\hat{V}_N(S)$ 的极小化问题, 本文提出一种新的方法来获得全局优化. 对于非凸函数 $\hat{V}_N(S)$, 通过构造一辅助逼近函数将原问题转化为一系列无约束优化问题.

考虑下面的优化问题:

$$\begin{aligned} S_N &= \arg \min_S \hat{V}_N(S) = \\ \arg \min_S \frac{1}{N - t_{s_j} - t_{s_j+1}} \sum_{t=t_{s_j+1}}^N \frac{1}{2} E^2(t, S), \\ S \in S_8 &= \{S/0 \leq S \leq S_i\}, i = 1, 2, \dots, r. \end{aligned} \quad (16)$$

$\hat{V}_N(S)$ 是 S_8 上的二阶连续可微函数, 记 $S = [S_1, \dots, S_r]^T$.

为求解问题(16), 引进一个辅助函数

$$\begin{aligned} \epsilon(S, B) &= \hat{V}_N(S) + B \prod_{i=1}^r (S_i - S) + \\ &\quad (S_i - S) \ln(S_i - S), \end{aligned} \quad (17)$$

其中 $B > 0$ 是参数, 它的初值应充分大, 以使得 $\epsilon(S, B)$ 在 S_8 上是严格凸的.

考虑优化问题

$$\min_{S \in S_8} \epsilon(S, B). \quad (18)$$

由式(17)可知

$$\begin{aligned} \frac{\partial \epsilon(S, B)}{\partial S} &= \frac{5\hat{V}_N(S)}{5S} + Bn \frac{S}{S_i - S}, \\ \lim_{S_i \rightarrow 0^+} \frac{\partial \epsilon(S, B)}{\partial S} &= -\infty, \quad \lim_{S_i \rightarrow S_i} \frac{\partial \epsilon(S, B)}{\partial S} = \infty. \end{aligned}$$

对于任意给定的 $B > 0$, 令 $\frac{\partial \epsilon(S, B)}{\partial S} = 0$ 得

$$S_i = \frac{S + 0}{1 + \exp\left(\frac{1}{B} \frac{5\hat{V}_N(S)}{5S_i}\right)}, \quad i = 1, 2, \dots, r. \quad (19)$$

令 $d(S) = (d_1(S), \dots, d_r(S))^T$, 其中

$$\begin{aligned} d_i(S) &= S_i = \frac{S_i}{1 + G(S)}, \\ G(S) &= \exp\left(\frac{1}{B} \frac{5\hat{V}_N(S)}{5S}\right). \end{aligned} \quad (20)$$

时延估计 S_N 的迭代形式由定理 1 给出:

定理 1 对任意给定的 $B > 0$, 任取 $S^0 \in I \cap \text{int } S_8$, 按照迭代公式

$$S^{(j+1)} = S^{(j)} + L^{(j)}(d(S^{(j)}) - S^{(j)}) \quad (21)$$

计算序列 $\{S^{(j)}\}$, 对 $j = 0, 1, \dots$, 若 $L^{(j)} \in (0, 1)$ 满足

$$\begin{aligned} \epsilon(S^{(j+1)}, B) &= \\ \epsilon(S^{(j)} + L^{(j)}(d(S^{(j)}) - S^{(j)}), B) &= \\ \min_{L \in (0, 1)} \epsilon(S^{(j)} + L^{(j)}(d(S^{(j)}) - S^{(j)}), B), \end{aligned}$$

则 $S^{(j+1)} \in I \cap \text{int } S_8$.

证明 对任意 $i(i = 1, 2, \dots, r)$, $G(S)$ 在 S_8 上存在最大值和最小值, 设

$$G^{\min}(S) = \min_{S \in S_8} G(S), \quad G^{\max}(S) = \max_{S \in S_8} G(S).$$

又由 $\frac{5\hat{V}_N(S)}{5S}$ 在 S_8 上的连续性得

$$0 < G^{\min} < \infty, \quad 0 < G^{\max} < \infty,$$

所以对任意的 $S \in S_8$, 有

$$0 < \frac{S}{1 + G^{\max}} \leq d_i(S) \leq \frac{S_i}{1 + G^{\min}} < S_i.$$

下面只需证明 S_N 满足 $0 < S_N < S$. 令

$$S_{N,i}^{\min} = \min\left\{S_{N,i}, \frac{S}{1 + G^{\max}}\right\},$$

$$S_{N,i}^{\max} = \max\left\{S_{N,i}, \frac{S_i}{1 + G^{\min}}\right\},$$

由 $0 < \mathcal{S}_{i,i}^0 < S$ 得 $0 < \mathcal{S}_{i,i}^{\min}, \mathcal{S}_{i,i}^{\max} < S$, 记

$$\mathcal{S}_{i,i}^{\min} = (\mathcal{S}_{i,i}^{\min}, \mathcal{S}_{i,i}^{\min})^T, \mathcal{S}_{i,i}^{\max} = (\mathcal{S}_{i,i}^{\max}, \mathcal{S}_{i,i}^{\max})^T.$$

因 $\mathcal{S}_i = \mathcal{S}_i^0 + L^0(d(\mathcal{S}_i^0) - \mathcal{S}_i^0)$ 且 $0 < L^0 < 1$, 所以当 $d_i(\mathcal{S}_i^0) - \mathcal{S}_i^0 > 0$ 时, 有

$$0 < \frac{\mathcal{S}_{i,i}^1 - \mathcal{S}_{i,i}^0}{d_i(\mathcal{S}_i^0) - \mathcal{S}_{i,i}^0} < 1,$$

即 $\mathcal{S}_{i,i}^1 \setminus \mathcal{S}_{i,i}^0 \setminus 0, \mathcal{S}_{i,i}^1 [d_i(\mathcal{S}_i^0) < S$.
同理, 当 $d_i(\mathcal{S}_i^0) - \mathcal{S}_i^0 < 0$ 时, 有

$$\mathcal{S}_{i,i}^1 [\mathcal{S}_{i,i}^0 [S, \mathcal{S}_{i,i}^1 \setminus d_i(\mathcal{S}_i^0) > 0,$$

因此 $0 < \mathcal{S}_{i,i}^1 < S$.

同理可证, 对任意的 $j \setminus 1$, 用式(21) 计算 \mathcal{S}^{j+1} 时, 若 $0 < L^j < 1$, 则 $0 < \mathcal{S}^{j+1} < S$.

式(21) 是利用辅助函数法对可分离的非线性最小二乘法进行调整, 得到全局可分离的非线性最小二乘法. 参数值 B 在全局优化中起着控制算法收敛的作用, 为了减小收敛到局部最小的可能性, B 应在优化过程的初期选择较大的, 而当代价函数变得充分小时, B 应逐步下降并充分接近 0, 由此上述迭代方法能找到原问题的一个全局极小点.

全局可分离的非线性最小二乘法归纳如下:

Step1: 令 $j = 0$, 给出 B , 初始估计 \mathcal{S}^0 , 时延估计的一个有限上界为 S .

Step2: 计算信号

$$\{y(t), U^T(t) \ U_1^T(t) \ , \ U_r^T(t)\}_{t=1}^N.$$

Step3: 计算

$$d_i(S) = S_i = \frac{S}{1 + G(S)},$$

$$G(S) = \exp\left(\frac{1}{B} \frac{5\hat{V}_N(S)}{5S}\right), \quad i = 1, 2, \dots, r.$$

Step4: 如果 $+d(\mathcal{S}^{(j)}) - \mathcal{S}^{(j)} + [E$ 则当 B 充分小时算法终止; 否则令 $B = AB$, A 是 $(0, 1)$ 中与 1 接近的一个数, 转入 Step3; 如果 $+d(\mathcal{S}^{(j)}) - \mathcal{S}^{(j)} + \setminus E$ 则计算

$$\mathcal{S}^{(j+1)} = \mathcal{S}^{(j)} + L^{(j)}(d(\mathcal{S}^{(j)}) - \mathcal{S}^{(j)}),$$

其中

$$\alpha(\mathcal{S}^{(j+1)}, B) = \min_{L \in (0,1)} e(\mathcal{S}^{(j)} + L^{(j)}(d(\mathcal{S}^{(j)}) - \mathcal{S}^{(j)}), B),$$

令 $j = j + 1$, 转入 Step3.

最后将求得的 \mathcal{S}_i 代回式(8) 中, 利用线性最小二乘法可估计出系统传递函数中的线性参数向量 H

5 全局可分离的非线性多新息递推最小二乘法(GSNMIRLS)

虽然 GSNLS 方法是一种可避免局部最小的有

效工具, 但由它所得到的估计值在强观测噪声下是有偏差的. 为了消除在强观测噪声下所产生的估计值的偏差, 继续对上述方法进行调整, 得到 GSNMIRLS 方法.

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, 但要求辨识模型的信息矢量的各个元素都是可测的. 考虑在参数向量 H 和信息向量 $U(t, S)$ 中, 设 p 表示数据长度. 定义如下的向量和矩阵:

$$Y(t) = \begin{bmatrix} y(t) \\ y(t-1) \\ s \\ y(t-p+1) \end{bmatrix}, \quad V(t) = \begin{bmatrix} v(t) \\ v(t-1) \\ s \\ v(t-p+1) \end{bmatrix},$$
$$\zeta(t, S) = \begin{bmatrix} U^T(t, S) \\ U^T(t-1, S) \\ s \\ U^T(t-p+1, S) \end{bmatrix}. \quad (22)$$

由式(4) 及(22), 有

$$Y(t) = \zeta(t, S)H + V(t).$$

代价函数为

$$V(H, S) = \|Y(t) - \zeta(t, S)H\|^2, \quad (23)$$

其中矩阵 X 的范数定义为

$$\|X\|^2 = \text{tr}[XX^T].$$

从式(22) 中得到的关于线性参数向量 H 的多新息递推最小二乘辨识方法为

$$\hat{H}(S) = \hat{H}_1(S) + P(t)\zeta^T(t, S) @ [Y(t) - \zeta(t, S)\hat{H}_1(S), P^{-1}(t) = P^{-1}(t-1) + \zeta^T(t, S)\zeta(t, S), P(0) = p_0I. \quad (24)$$

当 $p \setminus 2$ 时 $E(t) = Y(t) - \zeta(t, S)\hat{H}_1(S) \in R^p$ 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{H} 为一个非常小的实向量, 如 $\hat{H} = 1/p_0$, 其中 I 表示元素全为 1 的列向量. 本节将关于线性参数的多新息递推最小二乘辨识法和关于时延向量的全局优化法相结合, 重复进行这两个步骤, 直至最后算法收敛.

GSNMIRLS 算法归纳如下:

Setp1: 令 $j = 0$, 给出 B , 初始估计 \mathcal{S}^0, \hat{H} , 时延估计的一个有限上界为 S ;

Setp2: 将 \hat{H} 代入式(5), 得到 $V_N(\hat{H}, S) = \hat{V}_N(S)$;

Step3: 应用前节的全局可分离的非线性最小二乘法, 计算出

$$\mathbf{S}^{(1)} = \mathbf{S}^{(0)} + \mathbf{L}^{(0)}(d(\mathbf{S}^{(0)}) - \mathbf{S}^{(0)});$$

Step4: 将得到的估计值 $\mathbf{S}^{(1)}$ 代入式(22) 中的 $\langle t, \mathbf{S}^{(1)} \rangle$;

Step5: 将 $\langle t, \mathbf{S}^{(1)} \rangle$ 代入关于线性参数的多新息递推最小二乘法中, 得到

$$\hat{\mathbf{H}} = \hat{\mathbf{H}} + \mathbf{P}(t) \langle t, \mathbf{S}^{(1)} \rangle @$$

$$[\mathbf{Y}(t) - \langle t, \mathbf{S}^{(1)} \rangle \hat{\mathbf{H}}];$$

Step6: 设 $\mathbf{F}^{k+1} = [\hat{\mathbf{H}}_1 \quad \mathbf{S}^{(k+1)}]$, E 是预先指定的一个收敛门限, 重复以上各个步骤直到

$$\frac{+\mathbf{F}^{k+1} - \mathbf{F}^k +}{+\mathbf{F}^{k+1} +} < \mathbf{E}$$

所得到的 $[\hat{\mathbf{H}} \quad \mathbf{S}^{(k+1)}]$ 便作为需要估计的时延和传递函数参数的最终选取值.

6 仿真例子

考虑如下的 MISO 系统:

$$\mathbf{A}(z) y(t) = \sum_{j=1}^2 \mathbf{B}_j(z) u_j(t - S_j) + v(t),$$

$$\mathbf{A}(z) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2},$$

$$\mathbf{B}_j(z) = b_{j1} z^{-1}, j = 1, 2.$$

其中

$$a_1 = -1.6, a_2 = 0.8, b_{11} = -0.64,$$

$$b_{21} = 0.65, S_1 = 0.25, S_2 = 0.12.$$

$\{v(t)\}$ 采用零均值方差为 \mathbf{R}^2 的白噪声序列, 系统输入 $\{u_1(t), u_2(t)\}$ 采用零均值单位方差不相关可测随机变量序列. 改变 \mathbf{R}^2 可以控制噪信比 \mathbf{D}_s , 当 $\mathbf{R}^2 = 0.50^2$ 时, 系统的噪信比 $\mathbf{D}_s = 30\%$. 这是一个强观测噪声. 系统的噪信比定义为

$$\mathbf{D}_s = \frac{\sqrt{\text{var}[v(t)]}}{\sqrt{\text{var}[x(t)]}} @100\% = \frac{\mathbf{R}}{\mathbf{R}_x} @100\%,$$

$$x(t) = \frac{\sum_{j=1}^2 \mathbf{B}_j(z)}{\mathbf{A}(z)} u_j(t - S_j).$$

在算法的初始化时, 时延参数的初始估计设为 $\mathbf{S}^0 = [0.3 \quad 0.1]^T$, 参数 $\mathbf{B} = 0.9$, $p_0 = 10^6$, 参数初始值 $\hat{\mathbf{H}}(\mathbf{S}) = \mathbf{I}/p_0$. 时延估计的有限上界取为 $\mathbf{S} = [0.4 \quad 0.4]^T$. 运用 SNLS, GSNLS 和 GSNMIRLS 算法辨识这个系统的各个参数, 仿真结果如表 1 和图 1 所示. 其中 $\mathbf{D} = \frac{+\hat{\mathbf{H}}(t) - \mathbf{H} +}{+\mathbf{H} +}$ 为系统模型

表 1 参数估计和误差 ($\mathbf{R}^2 = 0.50^2$)

	t	a ₁	a ₂	b ₁₁	b ₂₁	S ₁	S ₂	D%	
参数估计	100	- 1.26010	0.71224	- 0.36960	0.86926	0.15739	0.10412	22.78833	
	500	- 1.21858	0.71936	- 0.57727	0.95419	0.22146	0.12554	25.06472	
	1000	- 1.23117	0.71189	- 0.56187	1.31829	0.24662	0.10467	24.41734	
	SNLS	1500	- 1.23560	0.70161	- 0.58364	0.78297	0.24484	0.10423	24.04583
	估计	2000	- 1.23341	0.70037	- 0.60951	0.75304	0.24476	0.10680	24.10465
		2500	- 1.24755	0.70421	- 0.62808	0.75519	0.24388	0.10213	23.26614
参数估计	3000	- 1.24664	0.73523	- 0.64690	0.74788	0.24975	0.10434	23.26614	
	100	- 1.27730	0.65499	- 0.32423	0.68354	0.21054	0.12029	17.47165	
	500	- 1.58475	1.04112	- 0.56429	0.82254	0.23575	0.12784	3.17629	
	SNLS	1000	- 1.58474	1.04112	- 0.55421	0.72766	0.24811	0.11285	3.09063
	估计	1500	- 1.65125	0.72414	- 0.58491	0.67519	0.24722	0.11246	3.44347
		2000	- 1.65527	0.78866	- 0.61362	0.67519	0.24726	0.11370	3.37928
参数估计	2500	- 1.64875	0.82112	- 0.63243	0.67596	0.24780	0.11132	3.97215	
	3000	- 1.65607	0.78293	- 0.65213	0.67441	0.24684	0.11236	3.57487	
	100	- 1.62200	0.80321	- 0.36960	0.69354	0.15739	0.12774	4.96929	
	500	- 1.56115	0.81979	- 0.57727	0.82254	0.22146	0.12554	3.08507	
	SNLS	1000	- 1.57441	0.82765	- 0.59870	0.72766	0.24881	0.11705	2.14050
	估计	1500	- 1.59615	0.81037	- 0.58364	0.68292	0.24881	0.11662	0.66083
参数估计	2000	- 1.59751	0.80660	- 0.60951	0.24881	0.11715	0.11615	0.64387	
	2500	- 1.60427	0.80818	- 0.62808	0.67596	0.24802	0.11591	0.52713	
	3000	- 1.59868	0.80110	- 0.64690	0.67441	0.24835	0.11638	0.47743	
	GNMIRLS	1000	- 1.57441	0.82765	- 0.59870	0.72766	0.24881	0.11705	2.14050
	估计	1500	- 1.59615	0.81037	- 0.58364	0.68292	0.24881	0.11662	0.66083
		2000	- 1.59751	0.80660	- 0.60951	0.24881	0.11715	0.11615	0.64387
真值		- 1.6000	0.8000	- 0.64000	0.6500	0.2500	0.1200		

参数估计误差, 数据长度为3000, 3种方法的参数估计误差 D 随 t 变化曲线如图1所示. 参数估计误差曲线可以用来衡量参数估计精度收敛于真值的速率和参数估计精度.

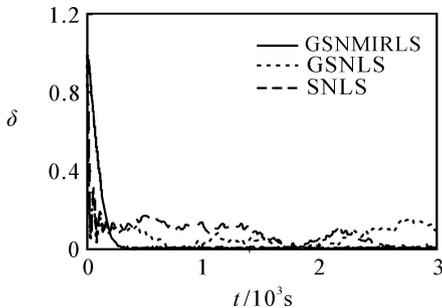


图1 参数估计误差 D 随 t 的变化曲线

从表1和图1的仿真结果可以看出:对于强观测噪声的MISO系统, GSNLS和GSNMIRLS的参数估计精度优于SNLS. SNLS的参数估计误差大, 明显是有偏差的; GSNLS对参数估计初值的选择比较敏感, 具有小波动, 而GSNMIRLS和GSNLS在通常不同的初始值、输入信号和观测噪声情况下, 都能收敛到全局最优. GSNMIRLS在强观测噪声下具有良好的工作特性.

7 结论

本文讨论了多个未知时延的MISO系统的辨识问题, 利用可分离性原理推导了用于估计时延和传递函数参数的SNLS辨识方法. 在此基础上, 为了降低收敛于局部最小的可能性, 引进全局优化理论, 推导了GSNLS方法. 为消除强观测噪声所带来的参数估计的偏差, 将多新息辨识方法融入GSNLS方法中, 得到了GSNMIRLS方法. 所提出的

GSNMIRLS方法不仅保留了GSNLS的特点, 提高了辨识精度, 弥补了强观测噪声所带来的偏差影响, 同时降低了辨识对参数初始值、输入信号和观测噪声的依赖性.

参考文献(References)

- [1] Unbehauen H, Rao G P. Continuous-time approaches to system identification) A survey [J]. Automatica, 1990, 26(2): 23225.
- [2] Gawthrop P J, Nihtila M T, Rad A B. Recursive parameter estimation of continuous-time systems with unknown time delay[J]. Control Theory and Advanced Technology, 1989, 5(1): 227248.
- [3] Ljung L. Theory and practice of recursive identification [M]. Cambridge: The MIT Press, 1983.
- [4] 申培萍. 全局优化方法[M]. 北京: 科学出版社, 2006. (Shen P P. Global optimization method[M]. Beijing: Science Press, 2006.)
- [5] Ding F, Chen T. Parameter estimation of dual-rate stochastic systems by using an output error method[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2005, 50(9): 14362 1441.
- [6] Ding F, Chen T. Performance analysis of multi-innovation gradient type identification methods [J]. Automatica, 2007, 43(1): 1214.
- [7] Ngia L S H. Separable nonlinear least-squares methods for efficient offline and online modeling of systems using Kautz and Laguerre filters[J]. IEEE Trans on Circuit and Systems, 2001, 48(2): 562579.
- [8] Zheng W X, Feng C B. Identification of stochastic time lag systems in the presence of coloured noise [J]. Automatica, 1990, 26(3): 7692779.

(上接第92页)

- [7] You P S. Dynamic pricing of inventory with cancellation demand[J]. J of the Operational Research Society, 2003, 54(10): 10921101.
- [8] Arcelus F J, Kumar S, Srinivasan G. Evaluating manufacturer's buyback policies in a single-period two-echelon framework under price-dependent stochastic demand[J]. Omega, 2008, 36(5): 8082824.
- [9] Gerchak Y, Parlar M. A single period inventory problem with partially controllable demand [J]. Computers & Operations Research, 1987, 14(1): 129.
- [10] Khouja M, Robbins S S. Linking advertising and quantity decisions in the single-period inventory model

[J]. Int J of Production Economics, 2003, 86(2): 932 105.

- [11] 周永务, 杨善林. Newsboy型商品最优广告费用与订货策略的联合确定[J]. 系统工程理论与实践, 2002, 22(11): 59263. (Zhou Y W, Yang S L. Joint determination of optimal advertisement cost and order policy for Newsboy-type product [J]. Systems Engineering) Theory & Practice, 2002, 22(11): 59263.)
- [12] Gallego G, Moon I. The distribution free newsboy problem: Review and extensions [J]. J of the Operational Research Society, 1993, 44(8): 8252834.