

带有色观测噪声的多传感器 ARMA 模型信息融合辨识

李 恒 邓自立*

(黑龙江大学自动化系, 哈尔滨 150080)

摘 要 对带已知有色观测噪声的未知自回归滑动平均模型(ARMA)模型,提出了一种两段信息融合辨识方法:第一段用递推辅助变量(RIV)算法得到自回归(AR)参数的局部和融合一致估值,第二段用 Gevers-Wouters 算法和用伪逆求解线性方程组方法得到滑动平均(MA)参数和噪声方差的局部和融合一致估值。该方法可用于语言增强信号处理问题。一个仿真例子说明其有效性。

关键词 多传感器信息融合估计 ARMA 模型 有色观测噪声 两段辨识算法 一致性

中图法分类号 O211.64; **文献标志码** A

多传感器信息融合技术广泛应用于状态估计和信号处理领域^[1]。多传感器最优信息融合状态或信号估计要求系统模型参数和噪声方差是已知的,但在系统应用中,模型参数和噪声方差是部分未知的。为解决信息融合估计问题,首先要利用多传感器观测信息对未知模型参数和噪声方差进行信息融合估计。文献[2,3]提出了用递推增广最小二乘(RELS)法或递推辅助变量(RIV)法估计未知模型参数的局部和融合估计。文献[4,5]用相关方法给出了噪声统计的局部和融合估计。文献[3]对白色观测噪声环境下的 ARMA 模型提出了一种多段融合辨识方法。本文提出了带有色观测噪声的 ARMA 模型的一种信息融合两段辨识方法。

1 问题阐述

考虑带有色观测噪声的多传感器单通道 ARMA

模型

$$A(q^{-1})s(t) = C(q^{-1})w(t) \quad (1)$$

$$y_i(t) = s(t) + \eta(t) + v_i(t); i = 1, 2, \dots, L \quad (2)$$

$$P(q^{-1})\eta(t) = R(q^{-1})\xi(t) \quad (3)$$

其中 t 为离散时刻, $s(t)$ 为信号, q^{-1} 为单位滞后因子, $q^{-1}x(t) = x(t-1)$, $y_i(t)$ 为系统第 i 个传感器的观测, $\eta(t)$ 是公共的 ARMA 有色观测噪声, $v_i(t)$ 是观测噪声, $A(q^{-1})$ 、 $C(q^{-1})$ 、 $P(q^{-1})$ 和 $R(q^{-1})$ 为多项式,形如

$$X(q^{-1}) = x_0 + x_1q^{-1} + \dots + x_{n_x}q^{-n_x} \quad (4)$$

且 $a_0 = 1, c_0 = 1, p_0 = 1, r_0 = 1$ 。

假设 1 $w(t)$ 、 $\xi(t)$ 和 $v_i(t)$ 是零均值,方差分别为 σ_w^2 、 σ_ξ^2 和 $\sigma_{v_i}^2$ 的互不相关白噪声。

假设 2 多项式 $A(q^{-1})$ 和 $C(q^{-1})$ 是稳定的,且它们是互质的, $n_a \geq n_c$ 。

假设 3 $P(q^{-1})$ 、 $R(q^{-1})$ 和 $\sigma_{v_i}^2$ 、 σ_ξ^2 是已知的,而 $A(q^{-1})$ 、 $C(q^{-1})$ 和 σ_w^2 是未知的。

问题是基于观测 $y_i(t)$, 求 $A(q^{-1})$ 、 $C(q^{-1})$, 及 σ_w^2 的信息融合估计。

2 模型参数与噪声方差的信息融合两段辨识方法

未知模型参数和噪声方差信息融合辨识由如

2010年12月22日收到

国家自然科学基金(60874063)、

黑龙江大学自动控制重点实验室项目资助

第一作者简介:李 恒(1985—),男,硕士研究生,研究方向:系统辨识与状态估计。

*通信作者简介:邓自立(1938—),男,教授,博士生导师,研究方向:多传感器信息融合。E-mail: dzl@hlju.edu.cn。

下两段组成

第 1 段 用 RIV 算法估计 AR 参数。

由式(1)、式(2)、式(3)有

$$y_i(t) = \frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})}w(t) + \frac{R(q^{-1})}{P(q^{-1})}\xi(t) + v_i(t) \quad (5)$$

定义新的观测过程

$$z_i(t) = P(q^{-1})y_i(t) \quad (6)$$

且记

$$\underline{P}(q^{-1}) = P(q^{-1})C(q^{-1}) \quad (7)$$

$$\underline{R}(q^{-1}) = A(q^{-1})R(q^{-1}) \quad (8)$$

$$\underline{A}(q^{-1}) = A(q^{-1})P(q^{-1}) \quad (9)$$

则有

$$A(q^{-1})z_i(t) = \underline{P}(q^{-1})w(t) + \underline{R}(q^{-1})\xi(t) + \underline{A}(q^{-1})v_i(t) \quad (10)$$

定义

$$\varphi_i^T(t) = (z_i(t-1), \dots, z_i(t-n_a)) \quad (11)$$

$$\theta = (a_1, \dots, a_n)^T \quad (12)$$

式(10)有最小二乘结构

$$z_i(t) = \varphi_i^T(t)\theta + e_i(t) \quad (13)$$

取 RIV 变量

$$\hat{\varphi}_i(t) = \varphi_i(t-n_0) \quad (14)$$

式(14)中 $n_0 = \max(n_p, n_r, n_a) = n_a + n_p$, 则有 AR 参数的 RIV 估值^[1]

$$\hat{\theta}_i(t) = \hat{\theta}_i(t-1) + \frac{P_i(t-1)\hat{\varphi}_i(t)[z_i(t) - \varphi_i^T(t)\hat{\theta}_i(t-1)]}{1 + \varphi_i^T(t)P_i(t-1)\varphi_i(t)} \quad (15)$$

$$P_i(t) = P_i(t-1) - \frac{[P_i(t-1)\hat{\varphi}_i(t)][P_i(t-1)\varphi_i^T(t+1)]^T}{1 + \varphi_i^T(t)P_i(t-1)\varphi_i(t+1)} \quad (16)$$

取 $\hat{\theta}_i(0) = 0, P_i(0) = \alpha I (\alpha > 0, \alpha = 10^5)$, 可辨识得 $\hat{\theta}_i(t) = (\hat{a}_{i1}(t), \dots, \hat{a}_{in_a}(t))^T$, 进而可得在时刻 t 处 a_j 的融合估计

$$\hat{a}_{jf}(t) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \hat{a}_{ij}(t) \quad (17)$$

可得 $A(q^{-1})$ 的融合估计 $\hat{A}_f(q^{-1})$ 。

第 2 段 辨识 $C(q^{-1})$ 和 σ_w^2 。

定义

$$r_i(t) = \underline{A}(q^{-1})y_i(t) = A(q^{-1})P(q^{-1})y_i(t) \quad (18)$$

$$z(t) = \underline{P}(q^{-1})w(t) \quad (19)$$

则式变化为

$$r_i(t) = z(t) + \underline{R}(q^{-1})\xi(t) + \underline{A}(q^{-1})v_i(t) \quad (20)$$

利用互相关函数公式

$$R_{rij}(k) = E[r_i(t)r_j(t-k)] \quad (21)$$

(E 为数学期望)计算 $r_i(t)$ 的互相关函数, 则有

$$R_{rij}(k) = R_z(k) + \sigma_\xi^2 \sum_{u=k}^{n_m} r_{iu} r_{ju-k} + \sigma_{v_i}^2 \sum_{u=k}^{n_m} a_{iu} a_{ju-k} \delta_{ij} \quad (22)$$

式(22)中 $k = 0, \dots, n_m$, 定义 $\delta_{ii} = 1, \delta_{ij} = 0 (i \neq j)$, $n_m = \max(n_a, n_r)$, 且另定义 $r_{is} = 0 (s > n_r)$, $a_{is} = 0 (s > n_a)$, 则有

$$R_z(k) = R_{rij}(k) - \sigma_\xi^2 \sum_{u=k}^{n_m} r_{iu} r_{ju-k} - \sigma_{v_i}^2 \sum_{u=k}^{n_m} a_{iu} a_{ju-k} \delta_{ij} \quad (23)$$

由式(18), 定义估值

$$\hat{r}_i(t) = \hat{A}(q^{-1})P(q^{-1})y_i(t) \quad (24)$$

$R_{rij}(k)$ 可用采样相关函数计算其估值 $\hat{R}_{rij}(k)$, 有递推公式

$$\hat{R}_{rij}^{(t)}(k) = \hat{R}_{rij}^{(t-1)}(k) + \frac{1}{t} [\hat{r}_i(t)\hat{r}_j(t-k) - \hat{R}_{rij}^{(t-1)}(k)] \quad (25)$$

由遍历性^[6]有

$$\hat{R}_{rij}^{(t)}(k) \rightarrow R_{rij}(k), t \rightarrow \infty, \text{w. p. 1.} \quad (26)$$

由式(7), 式(8), 式(9)有

$$\hat{R}(q^{-1}) = \hat{A}(q^{-1})R(q^{-1}) \quad (27)$$

$$\hat{A}(q^{-1}) = \hat{A}(q^{-1})P(q^{-1}) \quad (28)$$

$$\hat{P}_f(q^{-1}) = P(q^{-1})\hat{C}_f(q^{-1}) \quad (29)$$

定义 $\hat{r}_{iu}(t)$ 和 $\hat{a}_{iu}(t)$ 分别为 $\hat{R}(q^{-1})$ 和 $\hat{A}(q^{-1})$ 的系数, 将估值 $\hat{R}_{rij}^{(t)}(k), \hat{r}_{iu}(t), \hat{a}_{iu}(t)$ 代入式(23)可得 $R_z(k)$ 在时刻 t 处的估值 $\hat{R}_z^{(t)}(k)$, 利用 $\hat{R}_{rij}^{(t)}(k) (k = 0, \dots, n_\ell)$ 和带死区 Gevers-Wouters 算法^[7]可得对 $p_u(t)$ 的局部估值 $\hat{p}_u^{ij}(t)$ 和对 σ_w^2 的估值 $\hat{\sigma}_{wij}^2(t)$ 为

$$\hat{\sigma}_{wij}^2(t) = \lim_{t \rightarrow \infty} \hat{R}_{zw}^{ij}(t, t) \quad (30)$$

$$\hat{p}_u^{ij}(t) = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{\hat{R}_{zw}^{ij}(t, t-i)}{\hat{R}_{zw}^{ij}(t, t)}, u = 1, \dots, n_\ell \quad (31)$$

$$\hat{R}_{zw}^{ij}(t, t-i) = \hat{R}_{rij}^{(t)}(i) - \sum_{s=t+1}^{n_d} \hat{R}_{zw}^{ij}(t, t-s) \hat{R}_{zw}^{ij}(t-s)$$

$$i, t-s) [\hat{R}_{zw}^{ij}(t-s, t-s)]^{-1} \quad (32)$$

带初值 $R_{zw}^{ij}(0,0) = \hat{R}_{rij}^{(t)}(0), \hat{R}_{zw}^{ij}(t, t-s) = 0(t < s), [\hat{R}_{zw}^{ij}(t-s, t-s)]^{-1} = 0(t < s)$ 。定义 p_u 和 σ_w^2 的融合估值分别为

$$\hat{p}_{uf}(t) = \frac{1}{L^2} \sum_{i,j=1}^L \hat{p}_u^{ij}(t), u = 1, \dots, n_p \quad (33)$$

$$\hat{\sigma}_{wf}^2(t) = \frac{1}{L^2} \sum_{i,j=1}^L \hat{\sigma}_{wij}^2(t) \quad (34)$$

注1:在每时刻由式(30)一式(32)计算 $\hat{\sigma}_{wij}^2(t)$ 和 $\hat{p}_u^{ij}(t)$ 引起较大计算负担,为此可置一个计算周期(死区) T_d ,在时间区间 T_d 内,它们的值不改变,仅在 $t = T_d, 2T_d, \dots$ 用上述算法更新 $\hat{\sigma}_{wij}^2(t)$ 和 $\hat{p}_u^{ij}(t)$ 的值,称为带死区 Gevers-Wouters 算法,因而直观上,它们的仿真曲线呈阶梯状变化。

定义 $\theta_c = [c_1, \dots, c_{n_c}]^T$, 且定义其融合估值 $\hat{\theta}_c(t)$ 为

$$\hat{\theta}_c(t) = [\hat{c}_1(t), \dots, \hat{c}_{n_c}(t)]^T \quad (35)$$

定义

$$\Omega = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ p_1 & \dots & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ p_{n_p} & \dots & p_1 \\ 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & p_{n_p} \end{bmatrix}, \delta = \begin{bmatrix} p_1 - p_1 \\ \vdots \\ p_{n_p} - p_{n_p} \\ p_{n_p+1} \\ \vdots \\ p_{n_p} \end{bmatrix} \quad (36)$$

式(29)可写成线性方程组

$$\Omega \theta_c = \delta \quad (37)$$

设 Ω 为列满秩,用伪逆可解得

$$\theta_c = \Omega^\# \delta = (\Omega^T \Omega)^{-1} \Omega^T \delta \quad (38)$$

将估值 $\hat{P}_f(q^{-1})$ 代入 Ω 和 δ 可得估值 $\hat{\Omega}(t)$ 和 $\hat{\delta}(t)$, 进而有 θ_c 的融合估值

$$\hat{\theta}_c(t) = (\hat{\Omega}^T(t) \hat{\Omega}(t))^{-1} \hat{\Omega}^T(t) \hat{\delta}(t) \quad (39)$$

于是有 $C(q^{-1})$ 的融合估计

$$\hat{C}(q^{-1}) = 1 + \hat{c}_1(t)q^{-1} + \dots + \hat{c}_{n_c}(t)q^{-n_c} \quad (40)$$

定理 对于多传感器 ARMA 模型式(1)一式(3), 在假设 1—假设 3 下, 融合估计 $\hat{A}_f(q^{-1})$ 、 $\hat{C}(q^{-1})$ 和 $\hat{\sigma}_{wf}^2$ 是一致的,即

$$\begin{aligned} \hat{A}_f(q^{-1}) &\rightarrow A(q^{-1}), \hat{C}(q^{-1}) \rightarrow C(q^{-1}), \\ \hat{\sigma}_{wf}^2 &\rightarrow \sigma_w^2, t \rightarrow \infty, \text{w. p. 1} \end{aligned} \quad (41)$$

证明 由 RIV 估值一致性^[1] 有局部估计收敛性

$$\hat{A}_i(q^{-1}) \rightarrow A(q^{-1}), t \rightarrow \infty, \text{w. p. 1} \quad (42)$$

根据初等函数连续性, 融合估值 $\hat{A}_f(q^{-1})$ 是一致的, 即

$$\hat{A}_f(q^{-1}) \rightarrow A(q^{-1}), t \rightarrow \infty, \text{w. p. 1} \quad (43)$$

由 Ergodicity 性质^[6] 有关系

$$\hat{R}_{rij}^{(t)}(k) \rightarrow R_{rij}(k), t \rightarrow \infty, \text{w. p. 1} \quad (44)$$

由式(27)和(28), 可得

$$\hat{r}_u \rightarrow r_u, \hat{a}_u \rightarrow a_u, t \rightarrow \infty, \text{w. p. 1} \quad (45)$$

将各估值代入式(23), 可得

$$\hat{R}_z^{(t)}(k) \rightarrow R_z(k), t \rightarrow \infty, \text{w. p. 1} \quad (46)$$

则由 Gevers-Wouters 算法一致性^[7] 可得

$$\hat{\sigma}_{wij}^2(t) \rightarrow \sigma_w^2, \hat{P}_{ij}(q^{-1}) \rightarrow \underline{P}(q^{-1}), t \rightarrow \infty, \text{w. p. 1} \quad (47)$$

则由式(33)和式(34), 它们的融合估值也收敛于真实值, 即

$$\hat{P}_-(q^{-1}) \rightarrow \underline{P}(q^{-1}), \hat{\sigma}_{wf}^2 \rightarrow \sigma_w^2, t \rightarrow \infty, \text{w. p. 1} \quad (48)$$

则在式(39)中, 可由初等函数的连续性可得

$$\hat{C}(q^{-1}) \rightarrow C(q^{-1}), t \rightarrow \infty, \text{w. p. 1} \quad (49)$$

证毕。

3 仿真例子

考虑带有色观测噪声的 3 传感器 ARMA 模型式(1)一式(3), 其中 $n_a = 3, n_c = 2, n_p = 2, n_r = 1, a_1 = 0.3, a_2 = -0.4, a_3 = 0.3, c_1 = 0.36, c_2 = 0.12, p_1 = 0.4, p_2 = 0.2, r_1 = 0.3, \sigma_\xi^2 = 0.1, \sigma_w^2 = 0.87, \sigma_{v_1}^2 = 0.1, \sigma_{v_2}^2 = 0.2, \sigma_{v_3}^2 = 0.3$ 。假设已知 $P(q^{-1})$ 、 $R(q^{-1})$ 和 $\sigma_\xi^2, \sigma_{v_i}^2 (i = 1, 2, 3)$, 未知 $A(q^{-1})$ 、 $C(q^{-1})$ 及噪声方差 σ_w^2 。

仿真如图 1 和图 2 所示。在图 1 中, 直线表示真实值, 虚曲线表示每个传感器对参数的局部估值, 实曲线表示对参数的融合估值。在图 2 中, 直线表示真实值, 阶梯线表示估值。可看到估值收敛于相应真实值。

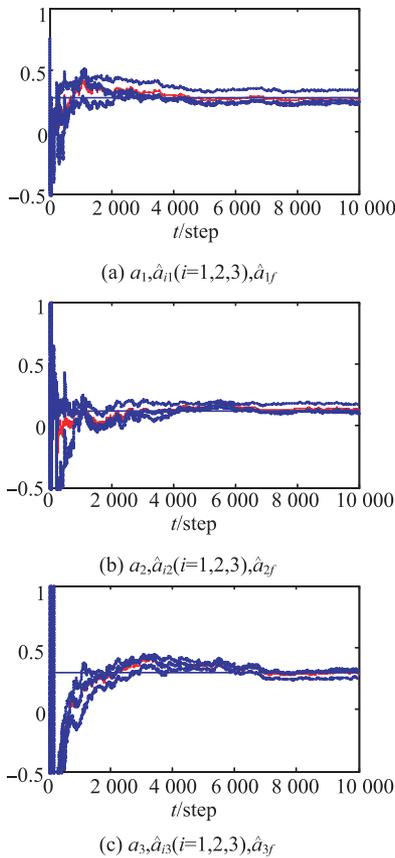


图 1 AR 模型参数估值收敛性

4 结论

本文对于带有色观测噪声的未知自回归滑动平均模型(ARMA)模型,当部分模型参数和部分噪声方差未知时,提出了一种信息融合多段辨识方法。第一段用 RIV 算法求得 AR 模型参数的局部和融合一致估值,第二段用 Gevers-Wouters 算法和用伪逆求解线性方程组方法得到 MA 参数和噪声方差的局部和融合一致估值。证明了估值以概率 1 收敛于真实值。

参 考 文 献

- 1 邓自立. 信息融合滤波理论及其应用. 哈尔滨:哈尔滨工业大学出版社,2007
- 2 高 媛,徐慧勤,邓自立,等. 多传感器系统模型参数和噪声统计

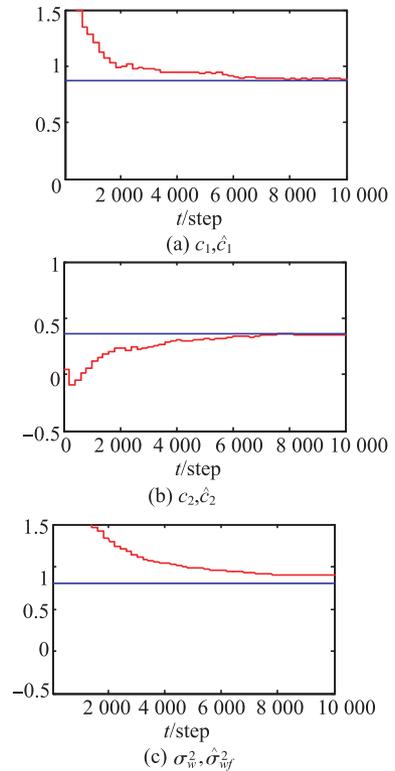


图 2 MA 模型参数和噪声方差估值收敛性

的一种信息融合辨识方法. 科学技术与工程,2009;9(17):4896—4900

- 3 高 媛,王伟玲,王 强,等. 多传感器系统噪声统计辨识的一种相关方法. 科学技术与工程,2009;9(1):1—15
- 4 Gao Y, Xu H Q, Deng Z L. Multi-stage information fusion identification methods for multisensor ARMA signals with white measure noise. 2010 8th IEEE International Conference on Control and Automation, Xiamen, China, 2010;145—1119
- 5 Gao Y, Xu H Q, Deng Z L. Information fusion estimation of noise statistics for multisensor systems. 2009 Chinese Control and Decision Conference, 2009;1128—1131
- 6 Ljung L. System identification, theory for the user. Englewood Cliffs, N J: Prentice Hall PTR,1999
- 7 Gevers M, Wouters W R E. An innovations approach to discrete-time stochastic realization problem. Quarterly Journal on Automatic Control, 1998;19(2):90—110
- 8 Moir T J, Campbell D R, Dalois H S. A polynomial approach to optimal and adaptive filtering with application to speech enhancement. IEEE Trans. Signal Processing, 1991;39(5):1221—1224

Information Fusion Identification of Mutisensor ARMA Model with Colored Measurement Noise

LI Heng, DENG Zi-li *

(Department of Automation, Heilongjiang University, Harbin 150080, P. R. China)

[Abstract] For the unknown autoregressive moving average (ARMA) model with known colored measurement noise, a two-stage information fusion identification method is presented: In the first stage, the local and fused estimates of the autoregressive (AR) parameters are obtained by the recursive instrumental variable (RIV), and in the second stage, the local and fused estimates of the moving average (MA) parameters and noise variance are obtained by the Gevers-Wouters algorithm and by solving linear equation by the pseudoinverse. These fused estimators have consistency. This method can be applied to signal processing with respect to speech enhancement. A simulation example shows its effectiveness.

[Key words] multisensor information fusion ARMA model colored measurement noise two-stage identification algorithm consistency

(上接第 1667 页)

Sheaf Paracompact Sets in LF Cloure Spaces

SUN Jun-na

(Department of science and technology, Weinan Teachers' University, Weinan 714000, P. R. China)

[Abstract] The paracompact is the important property of the F -topology spaces. The concept of sheaf paracompact is introduced based on the paracompact in LF cloure spaces. Its characteristics are studied. The properties of sheafparacompact in LF cloure spaces are investigated; hereditary with respect to sets as Čech cloure operator, the product with F paracompact is sheaf paracompact, and it is proved that the sheaf paracompact is “ L -good extension”, and with weakly invariant with embryo.

[Key words] LF cloure spaces α -cloure family refinement strong α -locally finite