

# 多通道 ARMA 信号信息融合 Wiener 滤波器

邓自立 高媛

(黑龙江大学自动化系 哈尔滨 150080)

**摘要:**应用 Kalman 滤波方法, 基于白噪声估计理论, 在线性最小方差最优信息融合准则下, 提出了多通道 ARMA 信号的两传感器信息融合稳态最优 Wiener 滤波器、平滑器和预报器; 给出了最优加权阵和最小融合误差方差阵。与单传感器情形相比, 可提高滤波精度。一个雷达跟踪系统的仿真例子说明了其有效性。

**关键词:**多通道 ARMA 信号, 两传感器, 最优信息融合, Wiener 滤波器, Kalman 滤波

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1009-5896(2005)09-1416-04

## Multichannel ARMA Signal Information Fusion Wiener Filter

Deng Zi-li Gao Yuan

(Department of Automation, Heilongjiang University, Harbin 150080, China)

**Abstract** Using the Kalman filtering method, based on white noise estimation theory, under the linear minimum variance information fusion criterion, two-sensor information fusion steady-state optimal Wiener filter, smoother and predictor are presented for the multichannel Auto-Regressive Moving Average(ARMA) signals, where the optimal weighting matrices and minimum fused error variance matrix are given. Compared with the single sensor case, the accuracy of the filter is improved. A simulation example of a radar tracking system shows its effectiveness.

**Key words** Multichannel AMAR signal, Two-sensor, Optimal information fusion, Wiener filter, Kalman filtering

### 1 引言

随着电子技术和计算机应用技术的发展, 各种面向复杂应用背景的多传感器系统大量涌现。从 20 世纪 70 年代起, 一个新兴的边缘学科——多传感器信息融合迅速发展起来, 并在 C<sup>3</sup>I(指挥、控制、通信和情报)系统中和各种武器平台上以及许多民事领域得到了广泛的应用<sup>[1]</sup>。文献[2]用现代时间序列分析方法<sup>[3,4]</sup>提出了带白色观测噪声的单通道 ARMA 信号的两传感器信息融合滤波器和平滑器。本文则基于 Kalman 滤波方法提出了通用的和统一的多通道 ARMA 信号两传感器最优信息融合滤波器、平滑器和预报器。

### 2 问题阐述

考虑带白色观测噪声的两传感器多通道 ARMA 信号  $s(t)$ ,

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

$$y_i(t) = s(t) + v_i(t), \quad i = 1, 2 \quad (2)$$

其中  $y_i(t) \in R^m$  为第  $i$  个传感器的输出, 待估 ARMA 信号  $s(t) \in R^m$ , 白色观测噪声  $v_i(t) \in R^m$ ,  $q^{-1}$  为单位滞后算子,  $w(t)$

$\in R^r$  和  $v_i(t)$  是零均值、协方差阵分别为  $Q_w$  和  $Q_{v_i}$  的独立白噪声

$$E \left\{ \begin{bmatrix} w(t) \\ v_i(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w^T(t) & v_i^T(t) \end{bmatrix} \right\} = \begin{bmatrix} Q_w & 0 \\ 0 & Q_{v_i} \end{bmatrix} \delta_{ij} \quad (3)$$

其中  $E$  为均值运算,  $T$  为转置运算,  $\delta_{ii} = 1, \delta_{ij} = 0 (i \neq j)$ 。 $A(q^{-1})$  和  $C(q^{-1})$  为多项式矩阵。

$$\begin{aligned} A(q^{-1}) &= I_m + A_1 q^{-1} + \dots + A_{n_a} q^{-n_a} \\ C(q^{-1}) &= C_1 q^{-1} + \dots + C_{n_c} q^{-n_c} \end{aligned} \quad (4)$$

其中  $I_m$  为  $m \times m$  单位矩阵, 且设  $n_a \geq n_c$ ,  $(A(q^{-1}), C(q^{-1}))$  左素<sup>[4]</sup>。问题是基于观测  $(y_i(t+N), y_i(t+N-1), \dots)$  求信号  $s(t)$  的局部最优 Wiener 滤波器  $\hat{s}_i(t|t+N)$ ,  $i = 1, 2$ , 并求它们的最优融合 Wiener 滤波器  $\hat{s}_0(t|t+N)$ , 对  $N = 0, N > 0, N < 0$  分别称其为滤波器, 平滑器和预报器。

### 3 局部最优 Wiener 滤波器

第  $i$  个传感器子系统有状态空间模型:

$$x(t+1) = \Phi x(t) + \Gamma w(t) \quad (5)$$

$$y_i(t) = Hx(t) + v_i(t), \quad i = 1, 2 \quad (6)$$

其中  $Hx(t) = s(t)$ ,  $H = [I_m \ 0 \ \dots \ 0]$ ;  $C_i = 0, i > n_c$ ; 且

$$\Phi = \begin{bmatrix} -A_1 & & & \\ \vdots & I_{m(n_c-1)} & & \\ -A_{n_c} & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}, \Gamma = \begin{bmatrix} C_1 \\ \vdots \\ C_{n_c} \end{bmatrix} \quad (7)$$

定理1 第  $i$  个传感器子系统式(5)和式(6)有渐近稳定的局部最优 Wiener 滤波器  $\hat{s}_i(t|t+N)$ , ( $i=1,2$ ) 为

$$\Psi_i(q^{-1})\hat{s}_i(t|t+N) = K_{iN}(q^{-1})y_i(t+N), \quad i=1,2 \quad (8)$$

其中  $N=0, N>0$  或  $N<0$  且定义

$$K_{iN}(q^{-1}) = J_{-N}^{(i)}(q^{-1}) - L_{iN}^v(q^{-1})A_i(q^{-1}) \quad (9)$$

$$\Psi_i(q^{-1}) = \det(I - q^{-1}\Psi_{pi}) \quad (10)$$

$$A_i(q^{-1}) = \Psi_i(q^{-1})I_m - \text{Hadj}(I - q^{-1}\Psi_{pi})K_{pi}q^{-1} \quad (11)$$

其中  $\Psi_i(q^{-1})$  是稳定的多项式, 且

$$\Psi_{pi} = \Phi - K_{pi}H, \quad K_{pi} = \Phi K_i \quad (12)$$

$$K_i = \Sigma_i H^T Q_{ei}^{-1}, \quad Q_{ei} = H \Sigma_i H^T + Q_{vi} \quad (13)$$

其中  $\Sigma_i$  是如下 Riccati 方程的解:

$$\Sigma_i = \Phi[\Sigma_i - \Sigma_i H^T (H \Sigma_i H^T + Q_{vi})^{-1} H \Sigma_i] \Phi^T + \Gamma Q_w \Gamma^T \quad (14)$$

它可由迭代法求解<sup>[2]</sup>. 而  $J_N^{(i)}(q^{-1})$  和  $L_{iN}^v(q^{-1})$  定义为

$$J_N^{(i)}(q^{-1}) = \begin{cases} H \Phi^{N-1} \text{adj}(I - \Psi_{pi} q^{-1}) K_{pi}, & N > 0 \\ \Psi_i(q^{-1}) I_m q^N, & N \leq 0 \end{cases} \quad (15)$$

$$L_{iN}^v(q^{-1}) = \sum_{j=0}^N M_j^{(i)} q^{j-N}, \quad N \geq 0 \quad (16)$$

$$L_{iN}^v(q^{-1}) = 0, \quad N < 0 \quad (17)$$

$$M_j^{(i)} = -Q_{vi} K_i^T \Phi^T \Psi_{pi}^{T(j-1)} H^T Q_{ei}^{-1}, \quad j \geq 1 \quad (18)$$

$$M_0^{(i)} = Q_{vi} Q_{ei}^{-1} \quad (19)$$

证明 第  $i$  个子系统式(5), 式(6)有稳态 Kalman 预报器<sup>[3]</sup>:

$$\hat{x}_i(t+1|t) = \Psi_{pi} \hat{x}_i(t|t-1) + K_{pi} y_i(t) \quad (20)$$

$$y_i(t) = H \hat{x}_i(t|t-1) + \varepsilon_i(t) \quad (21)$$

其中  $\varepsilon_i(t)$  是  $y_i(t)$  的新息过程, 它是零均值、方差为  $Q_{ei}$  的白噪声.  $\Psi_{pi}, K_{pi}$  和  $Q_{ei}$  由式(12)~(14)决定, 式(20)可写为

$$\hat{x}_i(t|t-1) = (I - q^{-1}\Psi_{pi})^{-1} K_{pi} q^{-1} y_i(t) \quad (22)$$

将其代入式(21)可引出 ARMA 新息模型:

$$A_i(q^{-1})y_i(t) = \Psi_i(q^{-1})\varepsilon_i(t) \quad (23)$$

其中  $A_i(q^{-1})$  和  $\Psi_i(q^{-1})$  由式(11)和式(10)定义. 由式(2)和射影 (projection)性质<sup>[3]</sup>有

$$\hat{s}_i(t|t+N) = \hat{y}_i(t|t+N) - \hat{v}_i(t|t+N) \quad (24)$$

由文献[3]有最优预报器  $\hat{y}_i(t|t+N)$  和最优白噪声估计器  $\hat{v}_i(t|t+N)$  为

$$\begin{aligned} \hat{y}_i(t|t+N) &= H \hat{x}_i(t|t+N) \\ &= H \Phi^{-N-1} \hat{x}_i(t+N+1|t+N), \quad N \leq -1 \end{aligned} \quad (25)$$

$$\hat{y}_i(t|t+N) = y_i(t), \quad N \geq 0 \quad (26)$$

$$\hat{v}_i(t|t+N) = L_{iN}^v(q^{-1})\varepsilon_i(t+N) \quad (27)$$

其中  $L_{iN}^v(q^{-1})$  由式(16)~(19)定义. 将式(22)代入式(25), 再将式(25)~(27)代入式(24), 并利用式(23)和等式  $(I - q^{-1}\Psi_{pi})^{-1} = \text{adj}(I - q^{-1}\Psi_{pi})/\Psi_i(q^{-1})$ , 整理后可得式(8)和式(9). 证毕

定理2 第  $i$  个传感器子系统的估计误差  $\hat{s}_i(t|t+N) = s(t) - \hat{s}_i(t|t+N)$  的方差阵  $P_{si}(N) = E[\hat{s}_i(t|t+N)\hat{s}_i^T(t|t+N)]$  为

$$P_{si}(N) = Q_{vi} - \sum_{j=0}^N M_j^{(i)} Q_{ei} M_j^{(i)T}, \quad N \geq 0 \quad (28)$$

$$P_{si}(N) = H \Sigma_i(N) H^T, \quad N < 0 \quad (29)$$

其中  $\Sigma_i(-1) = \Sigma_i$ ,

$$\begin{aligned} \Sigma_i(N) &= \Phi^{-N-1} \Sigma_i (\Phi^T)^{-N-1} \\ &+ \sum_{j=2}^{-N} \Phi^{-N-j} \Gamma Q_w \Gamma^T (\Phi^T)^{-N-j}, \quad N < -1 \end{aligned} \quad (30)$$

证明 当  $N \geq 0$  时, 由式(2)有

$$\hat{s}_i(t|t+N) = y_i(t) - \hat{v}_i(t|t+N) \quad (31)$$

于是由式(2)有估计误差  $\hat{s}_i(t|t+N) = s(t) - \hat{s}_i(t|t+N)$  与  $\hat{v}_i(t|t+N) = v_i(t) - \hat{v}_i(t|t+N)$  有关系:

$$\hat{s}_i(t|t+N) = -\hat{v}_i(t|t+N) \quad (32)$$

这引出  $P_{si}(N) = E[\hat{v}_i(t|t+N)\hat{v}_i^T(t|t+N)] = P_{vi}(N)$ . 由文献[3]有

$$P_{vi}(N) = Q_{vi} - \sum_{j=0}^N M_j^{(i)} Q_{ei} M_j^{(i)T} \quad (33)$$

这引出式(28). 当  $N < 0$  时, 显然  $\Sigma_i(-1) = \Sigma_i$  为一步预报误差协方差阵, 而  $N < -1$  时, 由式(1)迭代有关系:

$$x(t) = \Phi^{-N-1} x(t+N+1) + \sum_{j=2}^{-N} \Phi^{-N-j} \Gamma w(t+N+j-1) \quad (34)$$

由上式和射影性质有

$$\hat{x}_i(t|t+N) = \Phi^{-N-1} \hat{x}_i(t+N+1|t+N), \quad N < -1 \quad (35)$$

上面两式引出估计误差  $\hat{x}_i(t|t+N) = x(t) - \hat{x}_i(t|t+N)$  的协方差阵  $\Sigma_i(N) = E[\hat{x}_i(t|t+N)\hat{x}_i^T(t|t+N)]$  满足式(30). 由式(2)和式(6)有

$$s(t) = Hx(t) \quad (36)$$

$$\hat{s}_i(t|t+N) = H \hat{x}_i(t|t+N) \quad (37)$$

这引出式(29)成立.

定理3 系统式(1), 式(2)有估计误差协方差阵  $P_{s12}(N) = E[\hat{s}_1(t|t+N)\hat{s}_2^T(t|t+N)]$ , 当  $N \geq 0$  时,

$$P_{s12}(N) = \sum_{r=0}^N \sum_{s=0}^N M_r^{(1)} e(r,s) M_s^{(2)T} \quad (38)$$

其中  $e(r,s) = E[\varepsilon_1(t+r)\varepsilon_2^T(t+s)]$  为

$$e(r,s) = H \Psi_{p1}^r \Sigma_{12} \Psi_{p2}^s H^T + \sum_{j=1}^{\min(r,s)} H \Psi_{p1}^{r-j} \Gamma Q_w \Gamma^T \Psi_{p2}^{(s-j)T} H^T \quad (39)$$

其中当  $\min(r,s)=0$  时, 应规定上式第二项为零。当  $N < 0$  时,

$$\mathbf{P}_{s_{12}}(N) = \sum_{r=1}^{-N} \sum_{s=1}^{-N} \mathbf{F}_{-N-r}^{(1)} \mathbf{e}(r,s) \mathbf{F}_{-N-s}^{(2)T} \quad (40)$$

其中系数阵  $\mathbf{F}_i$  由如下 Diophantine 方程给定<sup>[3]</sup>:

$$\boldsymbol{\Psi}_i(q^{-1}) \mathbf{I}_m = \mathbf{F}_{-N}^{(i)}(q^{-1}) \mathbf{A}_i(q^{-1}) + q^N \mathbf{G}_N^{(i)}(q^{-1}) \quad (41)$$

$$\mathbf{F}_{-N}^{(i)}(q^{-1}) = \mathbf{I}_m + \mathbf{F}_{-N-1}^{(i)} q^{-1} + \dots + \mathbf{F}_{-N-1}^{(i)} q^{-N-1}, \quad \mathbf{F}_0^{(i)} = \mathbf{I}_m \quad (42)$$

其中  $\mathbf{e}(r,s)$  由式(39)给出。

证明 当  $N \geq 0$  时, 由式(32)和白噪声估计器式(27)和式(16)有<sup>[3]</sup>

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{s}}_i(t|t+N) &= -\tilde{\mathbf{v}}_i(t|t+N) = -\left[ \mathbf{v}_i(t) - \sum_{j=0}^N \mathbf{M}_j^{(i)} \boldsymbol{\varepsilon}_i(t+j) \right], \\ i &= 1, 2 \end{aligned} \quad (43)$$

$$\mathbf{P}_{s_{12}}(N) = E \left[ \mathbf{v}_1(t) - \sum_{r=0}^N \mathbf{M}_r^{(1)} \boldsymbol{\varepsilon}_1(t+r) \right] \left[ \mathbf{v}_2(t) - \sum_{s=0}^N \mathbf{M}_s^{(2)} \boldsymbol{\varepsilon}_2(t+s) \right] \quad (44)$$

注意关系<sup>[3]</sup>:

$$\boldsymbol{\varepsilon}_i(t+k) = \mathbf{H} \tilde{\mathbf{x}}_i(t+k|t+k-1) + \mathbf{v}_i(t+k) \quad (45)$$

$$\tilde{\mathbf{x}}_i(t+1|t) = \boldsymbol{\Psi}_{pi} \tilde{\mathbf{x}}_i(t|t-1) + \boldsymbol{\Gamma} \mathbf{w}(t) - \mathbf{K}_{pi} \mathbf{v}_i(t) \quad (46)$$

由式(46)迭代有关系:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{x}}_i(t+k|t+k-1) &= \boldsymbol{\Psi}_{pi}^k \tilde{\mathbf{x}}_i(t|t-1) + \sum_{j=1}^k \boldsymbol{\Psi}_{pi}^{k-j} [\boldsymbol{\Gamma} \mathbf{w}(t+j-1) \\ &\quad - \mathbf{K}_{pi} \mathbf{v}_i(t+j-1)] \end{aligned} \quad (47)$$

由此知  $\mathbf{v}_2(t)$  与  $\boldsymbol{\varepsilon}_1(t+r)$  不相关,  $\mathbf{v}_1(t)$  与  $\boldsymbol{\varepsilon}_2(t+r)$  不相关, 应用式(3)和式(44)可得式(38)。应用式(45)~(47)可得式(39)。

当  $N < 0$  时, 注意由式(2)有  $\mathbf{s}(t) = \mathbf{y}_i(t) - \mathbf{v}_i(t)$ , 因而

$$\left. \begin{aligned} \hat{\mathbf{s}}_i(t|t+N) &= \hat{\mathbf{y}}_i(t|t+N) \\ \tilde{\mathbf{s}}_i(t|t+N) &= \tilde{\mathbf{y}}_i(t|t+N) - \mathbf{v}_i(t) \end{aligned} \right\} \quad (48)$$

于是有

$$\begin{aligned} E[\tilde{\mathbf{y}}_1(t|t+N) \tilde{\mathbf{y}}_2^T(t|t+N)] \\ &= E[(\hat{\mathbf{s}}_1(t|t+N) + \mathbf{v}_1(t))(\hat{\mathbf{s}}_2(t|t+N) + \mathbf{v}_2(t))^T] \\ &= E[\tilde{\mathbf{s}}_1(t|t+N) \tilde{\mathbf{s}}_2^T(t|t+N)] = \mathbf{P}_{s_{12}}(N) \end{aligned} \quad (49)$$

而注意系统式(5), (6)有 ARMA 模型式(23), 这引出<sup>[3]</sup>

$$\hat{\mathbf{y}}_i(t|t+N) = \mathbf{G}_N^{(i)}(q^{-1}) \boldsymbol{\Psi}_i^{-1}(q^{-1}) \mathbf{y}_i(t+N) \quad (50)$$

$$\tilde{\mathbf{y}}_i(t|t+N) = \mathbf{F}_{-N}^{(i)}(q^{-1}) \boldsymbol{\varepsilon}_i(t) = \sum_{r=1}^{-N} \mathbf{F}_{-N-r}^{(i)} \boldsymbol{\varepsilon}_i(t+N+r) \quad (51)$$

其中  $\mathbf{F}_{-N}^{(i)}(q^{-1})$  和  $\mathbf{G}_N^{(i)}(q^{-1})$  由式(41)和式(42)决定。这引出式(40)。证毕

### 3 按矩阵加权线性最小方差最优融合 Wiener 滤波器

定理 4 两传感器系统式(1), (2)有按矩阵加权线性最小

方差最优信息融合 Wiener 滤波器  $\hat{\mathbf{s}}_0(t|t+N)$  为

$$\hat{\mathbf{s}}_0(t|t+N) = \mathbf{A}_1(N) \hat{\mathbf{s}}_1(t|t+N) + \mathbf{A}_2(N) \hat{\mathbf{s}}_2(t|t+N) \quad (52)$$

其中  $N=0, N>0$  或  $N<0$ , 且

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{A}_1(N) &= (\mathbf{P}_{s_2}(N) - \mathbf{P}_{s_{12}}^T(N)) \\ &\quad \cdot (\mathbf{P}_{s_1}(N) + \mathbf{P}_{s_2}(N) - \mathbf{P}_{s_{12}}(N) - \mathbf{P}_{s_{12}}^T(N))^{-1} \\ \mathbf{A}_2(N) &= (\mathbf{P}_{s_1}(N) - \mathbf{P}_{s_{12}}(N)) \\ &\quad \cdot (\mathbf{P}_{s_1}(N) + \mathbf{P}_{s_2}(N) - \mathbf{P}_{s_{12}}(N) - \mathbf{P}_{s_{12}}^T(N))^{-1} \end{aligned} \right\} \quad (53)$$

且最小融合误差  $\tilde{\mathbf{s}}_0(t|t+N) = \mathbf{s}(t) - \hat{\mathbf{s}}_0(t|t+N)$  方差阵为

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{s_0}(N) &= \mathbf{P}_{s_1}(N) - (\mathbf{P}_{s_1}(N) - \mathbf{P}_{s_2}(N)) \\ &\quad \cdot (\mathbf{P}_{s_1}(N) + \mathbf{P}_{s_2}(N) - \mathbf{P}_{s_{12}}(N) - \mathbf{P}_{s_{12}}^T(N))^{-1} \\ &\quad \cdot (\mathbf{P}_{s_1}(N) - \mathbf{P}_{s_{12}}(N))^T \end{aligned} \quad (54)$$

且有关系

$$\text{tr } \mathbf{P}_{s_0}(N) \leq \text{tr } \mathbf{P}_{s_1}(N), \quad \text{tr } \mathbf{P}_{s_0}(N) \leq \text{tr } \mathbf{P}_{s_2}(N) \quad (55)$$

证明 由文献[2]给出的按矩阵加权线性最小方差融合公式得证。

### 4 仿真例子

考虑两传感器二维跟踪系统:

$$\begin{cases} (\mathbf{I}_2 + \mathbf{A}_1 q^{-1}) \mathbf{s}(t) = \mathbf{C}_1 q^{-1} \mathbf{w}(t) \\ \mathbf{y}_i(t) = \mathbf{s}(t) + \mathbf{v}_i(t), \quad i=1, 2 \end{cases} \quad (56)$$

$$\quad (57)$$

$$\mathbf{A}_1 = -\begin{bmatrix} 1 & T_0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{C}_1 = \begin{bmatrix} T_0^2/2 \\ T_0 \end{bmatrix} \quad (58)$$

其中  $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t)]^T$ ,  $s_1(t)$ ,  $s_2(t)$  为运动目标时刻  $tT_0$  处的位置和速度,  $T_0$  为采样周期, 且

$$\mathbf{y}_i(t) = \begin{bmatrix} y_{i1}(t) \\ y_{i2}(t) \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v}_i(t) = \begin{bmatrix} v_{i1}(t) \\ v_{i2}(t) \end{bmatrix} \quad (59)$$

$y_{i1}(t)$  和  $y_{i2}(t)$  分别为位置和速度的观测信号,  $v_{i1}(t)$  和  $v_{i2}(t)$  分别为相应的观测噪声, 设  $\mathbf{w}(t)$  是零均值、方差为  $Q_w$  (标量) 的白噪声, 它独立于零均值、方差阵为  $Q_{vi}$  的白噪声  $\mathbf{v}_i(t)$ ,  $i=1, 2$ ,

$$Q_w = \sigma_w^2, \quad Q_{vi} = \begin{bmatrix} \sigma_{vi1}^2 & 0 \\ 0 & \sigma_{vi2}^2 \end{bmatrix}, \quad i=1, 2 \quad (60)$$

取  $N=1$ , 求局部 Wiener 平滑器  $\hat{\mathbf{s}}_i(t|t+1)$ , 及最优融合跟踪平滑器  $\hat{\mathbf{s}}_0(t|t+1)$ 。本例取

$$T_0 = 0.3, \quad \sigma_w^2 = 1, \quad Q_{v1} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2.25 \end{bmatrix}, \quad Q_{v2} = \begin{bmatrix} 4 & 0 \\ 0 & 9 \end{bmatrix} \quad (61)$$

可求得

$$\text{tr } \mathbf{P}_{s_1} = 0.4090, \quad \text{tr } \mathbf{P}_{s_2} = 1.0837, \quad \text{tr } \mathbf{P}_{s_0} = 0.3640 \quad (62)$$

显然可看到  $\text{tr } \mathbf{P}_{s_0} < \text{tr } \mathbf{P}_{s_i}$ ,  $i=1, 2$ 。由此看到信息融合估计可提高估计精度。它的理论根据是式(55)。

图 1~图 8 给出了仿真结果。图 1~图 4 为待估信号

$s(t)$  与局部 Wiener 平滑器  $\hat{s}_i(t|t+1)$ ,  $N=1$  的比较图; 图 5 和图 6 为待估信号  $s(t)$  与最优融合跟踪平滑器  $\hat{s}_0(t|t+1)$  的比较图, 其中实线为真实值, 虚线为平滑器估值。由于图 1, 图 3 和图 5 中真实值与估值两条曲线分辨不明显, 为了区分局部估计与融合估计的精度, 图 7 和图 8 给出了累积估计误差平方比较曲线, 其中点划线为  $\hat{s}_i(t|t+1)$  的误差平方和曲线, 虚线为  $\hat{s}_2(t|t+1)$  的误差平方和曲线, 实线为  $\hat{s}_0(t|t+1)$  的误差平方和曲线。可看到融合估计提高了精度。

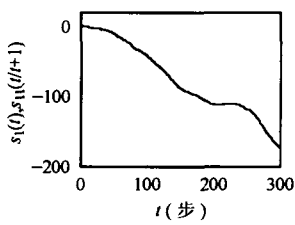


图 1 位置  $s_1(t)$  与局部 Wiener 平滑器  $\hat{s}_{11}(t|t+1)$  的比较图

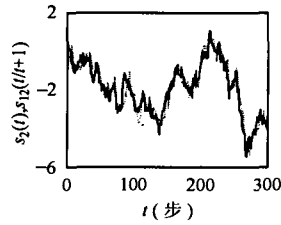


图 2 速度  $s_2(t)$  与局部 Wiener 平滑器  $\hat{s}_{12}(t|t+1)$  的比较图

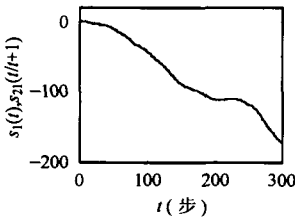


图 3 位置  $s_1(t)$  与局部 Wiener 平滑器  $\hat{s}_{21}(t|t+1)$  的比较图

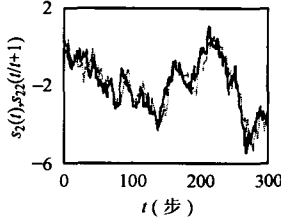


图 4 速度  $s_2(t)$  与局部 Wiener 平滑器  $\hat{s}_{22}(t|t+1)$  的比较

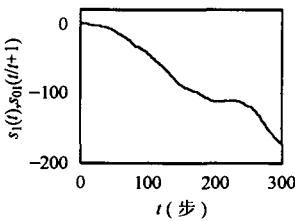


图 5 位置  $s_1(t)$  与最优融合跟踪平滑器  $\hat{s}_{01}(t|t+1)$

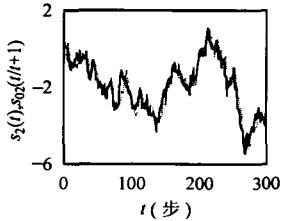


图 6 位置  $s_1(t)$  与最优融合跟踪平滑器  $\hat{s}_{02}(t|t+1)$

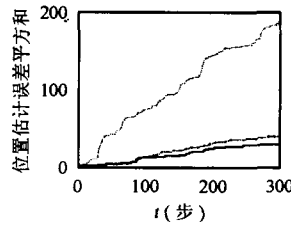


图 7 位置估计误差平方和比较曲线

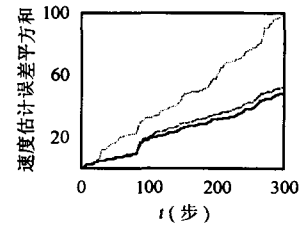


图 8 速度估计误差平方和比较曲线

### 5 结束语

在信息融合领域, 多传感器信息融合 Kalman 滤波器已有许多报道<sup>[1]</sup>, 但关于多传感器信号融合 Wiener 滤波器及关于信号融合平滑器和预报器的报道很少。关键技术和难点在于估计误差方差阵和协方差阵的计算, 本文给出了它们的计算公式。本文利用 Kalman 滤波器方法, 基于白噪声估值器和观测预报器<sup>[3-4]</sup>, 提出了多通道 ARMA 信号的两传感器最优信息融合 Wiener 滤波器, 可统一处理滤波、平滑和预报问题, 具有统一性和通用性。本文结果可直接推广到多传感器情形。可应用于通讯、信号处理、目标跟踪等许多领域。

### 参考文献

- [1] 何友, 王国宏, 陆大金, 彭应宁. 多传感器信息融合及其应用. 北京: 电子工业出版社, 2000: 1-11.
- [2] 邓自立. 自校正滤波理论及其应用——现代时间序列分析方法. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2003: 1-375.
- [3] 邓自立. 卡尔曼滤波与维纳滤波——现代时间序列分析方法. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2001: 279-390.
- [4] 邓自立. 最优滤波理论及其应用——现代时间序列分析方法. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2000.

邓自立: 男, 1938 年生, 教授, 主要研究方向为状态估计、信号处理、信息融合、时间序列分析等。

高媛: 女, 1978 年生, 硕士, 研究方向为信息融合状态估计。