

自校正解耦信息融合Wiener状态估值器

邓自立, 李春波

(黑龙江大学 自动化系, 黑龙江 哈尔滨 150080)

摘要: 对含未知噪声方差阵的多传感器系统, 用现代时间序列分析方法, 基于滑动平均(MA)新息模型的在线辨识和求解相关函数矩阵方程组, 可得到估计噪声方差阵估值器, 进而在按分量标量加权线性最小方差最优信息融合准则下, 提出了自校正解耦信息融合Wiener状态估值器. 它的精度比每个局部自校正Wiener状态估值器精度高. 它实现了状态分量的解耦局部Wiener估值器和解耦融合Wiener估值器. 证明了它的收敛性, 即若MA新息模型参数估计是一致的, 则它将收敛于噪声统计已知时的最优解耦信息融合Wiener状态估值器, 因而它具有渐近最优性. 一个带3传感器的目标跟踪系统的仿真例子说明了其有效性.

关键词: 多传感器信息融合; 解耦融合; 辨识; 噪声方差估计; 自校正Wiener状态估值器

中图分类号: O211.64 **文献标识码:** A

Self-tuning decoupled information fusion Wiener state estimators

DENG Zi-li, LI Chun-bo

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

Abstract: For the multisensor systems with unknown noise variance matrices, using the modern time series analysis method, based on on-line identification of the moving average (MA) innovation model and the solution of the matrix equations for correlation function, the estimators of noise variance matrices can be obtained. Under the linear minimum variance optimal information fusion criterion weighted by scalars for components, a self-tuning decoupled information fusion Wiener state estimator is presented. Its accuracy is higher than each local self-tuning Wiener state estimator. It realizes the decoupled local Wiener estimators and decoupled fusion Wiener estimators for the state components. Its convergence is proved, i.e. if the parameter estimation of MA innovation model is consistent, then it will converge to the optimal decoupled information fusion Wiener state estimator with known noise variance matrices, so that it has asymptotic optimality. A simulation example for a target-tracking system with 3 sensors shows its effectiveness.

Key words: multisensor information fusion; decoupled fusion; identification; noise variance estimation; self-tuning Wiener state estimator

1 引言(Introduction)

随着通讯技术、电子技术和计算机应用技术的飞速发展, 多传感器信息融合技术已广泛应用于军事、国防、通信、信号处理、目标跟踪、GPS定位、制导等领域. 目前已成为倍受人们关注的热门领域. 对于信息融合状态估计, 有集中式状态融合和分布式融合两种方法, 前者可给出全局最优状态估计, 但计算负担大, 后者也叫加权融合估计, 具有计算负担小, 便于并行处理, 便于故障诊断和分离的优点, 但融合估计是全局次优的. 对分布式最优信息融合Kalman滤波器在文献中有较多的报道^[1~3]. 它们的缺点和局限性是要求已知模型参数和噪声统计. 处理含未知模型参数和噪声统计系统滤波问题叫自校正滤波^[4]. 文献[5]提出了带未知噪声方差系

统的自校正标量加权信息融合Kalman预报器. 新近文献[6]用现代时间序列分析方法^[7]提出了多传感器分布式信息融合Wiener状态估值器, 其局限性是要求已知模型参数和噪声统计, 且没有实现分量解耦的局部和融合估计. 本文对带未知噪声方差的多传感器系统, 用现代时间序列分析方法, 基于滑动平均(MA)新息模型的在线辨识, 提出了自校正解耦信息融合Wiener状态估值器, 具有明显的物理意义, 便于实时应用. 特别是在信号处理中有重要的应用意义^[7]. 事实上, 当用状态空间方法将信号估值问题转化为状态估计问题时, 待估信号恰好是状态的一个分量. 由解耦局部和融合Wiener状态估值器可立即引出待求分量的局部和融合信号Wiener估值器, 避免了其他分量的局部Wiener估值器的计算, 减小了

计算负担. 因而它为信号Wiener融合滤波提供一种重要的新的时域方法.

2 分量解耦的 Wiener 状态估值器(Decoupled Wiener state estimators for components)

考虑带 L 个传感器的多传感器系统

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

$$y_i(t) = H_i x(t) + v_i(t), \quad i = 1, \dots, L. \quad (2)$$

其中: 状态 $x(t) \in \mathbb{R}^n$, 观测 $y_i(t) \in \mathbb{R}^{m_i}$, Φ, Γ, H_i 为常阵.

假设 1 $w(t) \in \mathbb{R}^r$ 和 $v_i(t) \in \mathbb{R}^{m_i}$, $i = 1, \dots, L$ 是零均值、方差阵各为 Q_w 和 Q_{v_i} 的互不相关白噪声.

假设 2 (Φ, H_i) 为完全可观对, β_i 为可观性指数即 $\text{rank } \Omega_i = n$, $\Omega_i = [H_i^T, (H_i \Phi)^T, \dots, (H_i \Phi^{\beta_i-1})^T]^T$, 其中 T 为转置号.

问题是当噪声方差阵未知时, 求自校正状态分量解耦局部和融合Wiener估值器.

由式(1)和(2)有 $y_i = H_i(I_n - q^{-1}\Phi)^{-1}\Gamma q^{-1}w(t) + v_i(t)$, 其中 q^{-1} 为单位滞后算子, I_n 为 $n \times n$ 单位阵. 引入左素分解

$$H_i(I_n - q^{-1}\Phi)^{-1}\Gamma q^{-1} = A_i^{-1}(q^{-1})B_i(q^{-1}). \quad (3)$$

其中多项式矩阵 $A_i(q^{-1})$ 和 $B_i(q^{-1})$ 有形式 $X_i(q^{-1}) = X_{i0} + X_{i1}q^{-1} + \dots + X_{in_{xi}}q^{-n_{xi}}$ 且有 $A_{i0} = I_{m_i}$, $B_{i0} = 0$, $X_{in_{xi}} \neq 0$, $X_j = 0 (j > n_{xi})$. 将式(3)代入 $y_i(t)$ 表达式中引出局部ARMA新息模型

$$A_i(q^{-1})y_i(t) = D_i(q^{-1})\varepsilon_i(t), \quad i = 1, 2, \dots, L. \quad (4)$$

其中: 新息 $\varepsilon_i(t) \in \mathbb{R}^{m_i}$ 是零均值, 方差阵为 Q_{ε_i} 的白噪声, 且有关系

$$D_i(q^{-1})\varepsilon_i(t) = B_i(q^{-1})w(t) + A_i(q^{-1})v_i(t). \quad (5)$$

其中: $D_i(q^{-1}) = D_{i0} + D_{i1}q^{-1} + \dots + D_{in_{di}}q^{-n_{di}}$ 是稳定的(即 $\det D_i(x)$ 的零点全位于单位圆外), 且 $D_{i0} = I_{m_i}$. $D_i(q^{-1})$ 和 Q_{ε_i} 可用Gevers-Wouters算法^[7]求得.

引理 1^[7] 系统式(1)和式(2)在假设1和假设2下, 基于第 i 个传感器有状态 $x(t)$ 的渐近稳定的局部Wiener估值器为

$$\det \tilde{D}_i(q^{-1})\hat{x}_i(t-N|t) = K_i^N(q^{-1})\text{adj } \tilde{D}_i(q^{-1})y_i(t) \quad (6)$$

对于 $N > 0, N = 0, N < 0$, 它分别为平滑器、滤波器和预报器, 其中定义多项式矩阵 $K_i^N(q^{-1})$ 为

$$K_i^N(q^{-1}) = \sum_{k=0}^{\beta_i-1} \Omega_k^{(i)} [J_{k-N}^{(i)}(q^{-1}) - \sum_{r=0}^{k-1} H_i \Phi^{k-1-r} \Gamma \times L_{N-r}^{iw}(q^{-1})\tilde{A}_i(q^{-1}) - L_{N-k}^{iv}(q^{-1})\tilde{A}_i(q^{-1})]. \quad (7)$$

其中规定 $\Phi^j = 0 (j < 0), r \geq 0$, 且

$$D_i^{-1}(q^{-1})A_i(q^{-1}) = \tilde{A}_i(q^{-1})\tilde{D}_i^{-1}(q^{-1}). \quad (8)$$

其中: $A_{i0} = I_{m_i}, D_{i0} = I_{m_i}, \det \tilde{D}_i(q^{-1}) = \det D_i(q^{-1})$. 定义

$$\begin{cases} L_N^{i\theta}(q^{-1}) = \sum_{k=0}^N \Lambda_k^{i\theta} Q_{\varepsilon_i}^{-1} q^{k-N}, & N \geq 0, \\ L_N^{i\theta}(q^{-1}) = 0, & N < 0, \theta = w, v, \end{cases} \quad (9)$$

$$\Lambda_k^{iw} = Q_w F_k^{(i)wT}, \Lambda_k^{iv} = Q_{v_i} F_k^{(i)vT}. \quad (10)$$

其中上标 i 为传感器序号, 系数阵 $F_k^{(i)T}$ 可递推计算为

$$\begin{cases} F_k^{(i)\theta} = -D_{i1}F_{k-1}^{(i)\theta} - \dots - D_{in_{di}}F_{k-n_{di}}^{(i)\theta} + \Delta_{ik}^{\theta}, \\ \theta = w, v. \end{cases} \quad (11)$$

其中定义 $F_k^{(i)\theta} = 0 (k < 0)$, $\Delta_{ik}^w = B_{ik}$, $\Delta_{ik}^v = A_{ik}$, $n \times m_i$ 矩阵 $\Omega_k^{(i)}$ 定义为

$$\Omega_i^+ = (\Omega_i^T \Omega_i)^{-1} \Omega_i^T = [\Omega_0^{(i)}, \Omega_1^{(i)}, \dots, \Omega_{\beta_i-1}^{(i)}]. \quad (12)$$

其中 Ω_i 由假设2定义. $J_N^{(i)}(q^{-1})$ 定义为

$$\begin{aligned} \tilde{D}_i(q^{-1}) &= E_{-N}^{(i)}(q^{-1})\tilde{A}_i(q^{-1}) + q^N J_{-N}^{(i)}(q^{-1}), & N < 0, \\ J_{-N}^{(i)}(q^{-1}) &= \tilde{D}_i(q^{-1})q^{-N}, & N \geq 0, \end{aligned} \quad (13)$$

$$J_{-N}^{(i)}(q^{-1}) = \tilde{D}_i(q^{-1})q^{-N}, \quad N \geq 0, \quad (14)$$

$$\begin{aligned} E_{-N}^{(i)}(q^{-1}) &= I_{m_i} + E_{-N0}^{(i)} + E_{-N1}^{(i)}q^{-1} + \dots + \\ &E_{-N, -N-1}^{(i)}q^{N+1}, & N < 0, \end{aligned} \quad (15)$$

$$\begin{aligned} J_{-N}^{(i)}(q^{-1}) &= J_{-N0}^{(i)} + J_{-N1}^{(i)}(q^{-1}) + \dots + J_{-Nn_j}^{(i)}q^{n_j}, \\ &N < 0. \end{aligned} \quad (16)$$

其中 $n_j = \max(n_{ai} - 1, n_{di} + N)$.

证 见文献^[7].

引理 2^[7] 多传感器系统(1)和(2)在假设1和假设2下, 有局部状态估计误差 $\tilde{x}_i(t-N|t) = x(t-N) - \hat{x}_i(t-N|t)$ 的稳态估值误差方差阵 $P_i(N)$ 为

$$P_i(N) = \sum_{k=0}^{n_{i0}} \sum_{r=0}^{n_{i0}} [\Omega_k^{iw}, -\Omega_k^{(i)}, \Omega_k^{i\varepsilon}] \times \begin{bmatrix} Q_w \delta_{kr} & 0 & \Lambda_{r-k}^{iw} \\ 0 & Q_{v_i} \delta_{kr} & \Lambda_{r-k}^{iv} \\ \Lambda_{k-r}^{iwT} & \Lambda_{k-r}^{ivT} & Q_{\varepsilon_i} \delta_{kr} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Omega_r^{iwT} \\ -\Omega_r^{(i)T} \\ Q_r^{\varepsilon iT} \delta_{kr} \end{bmatrix}, \quad N \geq 0, \quad (17)$$

$$\begin{cases} P_i(N) = \sum_{k=0}^{n_{i1}} \sum_{r=0}^{n_{i1}} [\Omega_k^{iw}, -\Omega_k^{(i)}, \Omega_k^{iy}] \times \\ \begin{bmatrix} Q_w \delta_{kr} & 0 & \Lambda_{N+1+r-k}^{iw} \\ 0 & Q_{v_i} \delta_{kr} & \Lambda_{N+1+r-k}^{iv} \\ \Lambda_{N+1+k-r}^{iwT} & \Lambda_{N+1+k-r}^{ivT} & Q_{\varepsilon_i} \delta_{kr} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Omega_r^{iwT} \\ -\Omega_r^{(i)T} \\ \Omega_r^{iyT} \end{bmatrix}, \\ N < 0. \end{cases} \quad (18)$$

稳态估值误差互协方差阵为

$$\begin{cases} P_{ij}(N) = \\ \sum_{k=0}^{n_{i0}} \sum_{r=0}^{n_{j0}} [\Omega_k^{iw}, -\Omega_k^{(i)}, \Omega_k^{ic}] Q_{ij}(k, r) \begin{bmatrix} \Omega_r^{jwT} \\ -\Omega_r^{(j)T} \\ \Omega_r^{jcT} \end{bmatrix}, \\ N \geq 0, \end{cases} \quad (19)$$

$$Q_{ij}(k, r) = \begin{bmatrix} Q_w \delta_{kr} & 0 & A_{r-k}^{jw} \\ 0 & 0 & 0 \\ A_{k-r}^{iwT} & 0 & E_{ij}^{\varepsilon\varepsilon}(t+k, t+r) \end{bmatrix}, \quad (20)$$

且

$$\begin{cases} P_{ij}(N) = \\ \sum_{k=0}^{n_{i1}} \sum_{r=0}^{n_{j1}} [\Omega_k^{iw}, -\Omega_k^{(i)}, \Omega_k^{iy}] R_{ij}(k, r) \begin{bmatrix} \Omega_r^{jwT} \\ -\Omega_r^{(j)T} \\ \Omega_r^{jyT} \end{bmatrix}, \\ N < 0, \end{cases} \quad (21)$$

$$R_{ij}(k, r) = \begin{bmatrix} Q_w \delta_{kr} & 0 & A_{N+1+r-k}^{jw} \\ 0 & 0 & 0 \\ A_{N+1+k-r}^{iwT} & 0 & E_{ij}^{\varepsilon\varepsilon}(t+N+1+k, t+N+1+r) \end{bmatrix}. \quad (22)$$

其中: $\delta_{kk} = 1, \delta_{kN} = 0 (k \neq N)$, $\Omega_k^{iw}, \Omega_k^{i\varepsilon}, \Omega_k^{ic}, \Omega_k^{iy}$ 是已知的, 由合并同类项得到, 且

$$E_{ij}^{\varepsilon\varepsilon}(k, t) = \sum_{r=0}^{\infty} F_r^{(i)} Q_w F_{t-k+r}^{(j)T}. \quad (23)$$

证 见文献[7].

定理 1 多传感器系统(1)和(2)在假设1和假设2下, 有渐近稳定的分量解耦Wiener状态估值器

$$\begin{cases} \det \tilde{D}_i(q^{-1}) \hat{x}_{ij}(t-N|t) = \\ K_{ij}^N(q^{-1}) \text{adj} \tilde{D}_i(q^{-1}) y_i(t), \\ i = 1, \dots, L, j = 1, \dots, n. \end{cases} \quad (24)$$

其中定义 $x(t) = [x_1(t), \dots, x_n(t)]^T$, 且定义

$$\begin{cases} \hat{x}_i(t-N|t) = [\hat{x}_{i1}(t-N|t), \dots, \hat{x}_{in}(t-N|t)]^T, \\ K_i^N(q^{-1}) = [K_{i1}^{NT}(q^{-1}), \dots, K_{in}^{NT}(q^{-1})]^T. \end{cases} \quad (25)$$

其中 $K_{ij}^N(q^{-1})$ 是 $1 \times m_i$ 多项式矩阵.

证 将式(25)代入式(6)得证. 由 $D_i(q^{-1})$ 的稳定性引出 $\det \tilde{D}_i(q^{-1})$ 是稳定的多项式, 因而式(24)是渐近稳定的. 证毕.

注意, 因分量Wiener估值器 $\hat{x}_{ij}(t-N|t) (j=1, \dots, n)$ 之间无直接关系, 故称式(24)为分量解耦局部Wiener状态估值器.

定理 2 多传感器系统式(1)和式(2)有按分量标量加权最优解耦信息融合Wiener状态估值器

$$\begin{cases} \hat{x}_{0j}(t-N|t) = \sum_{i=1}^L \omega_{ij}(N) \hat{x}_{ij}(t-N|t), \\ i = 1, \dots, L, j = 1, \dots, n. \end{cases} \quad (26)$$

其中最优加权系数向量 $\omega_i(N) = [\omega_{1j}(N), \dots, \omega_{Lj}(N)]$, $j = 1, \dots, n$ 为

$$\omega_j(N) = [e^T (P^{jj}(N))^{-1} e]^{-1} e^T (P^{jj}(N))^{-1} e. \quad (27)$$

其中定义 $e^T = [1, \dots, 1]$, 且定义 $L \times L$ 矩阵 $P^{jj}(N) = (P_{\alpha\beta}^{(jj)}(N))$, $\alpha, \beta = 1, \dots, L$, $P_{\alpha\beta}^{(jj)}(N)$ 为 $P_{\alpha\beta}(N)$ 的第 (j, j) 对角元素. $x(t)$ 的第 j 分量为 $x_j(t)$ 的最小融合误差 $\tilde{x}_{0j}(t-N|t) = x_j(t) - \hat{x}_{0j}(t-N|t)$ 的方差为

$$P_{0j}(N) = [e^T (P^{jj}(N))^{-1} e]^{-1}, j = 1, \dots, n, \quad (28)$$

且有精度关系

$$P_{0j}(N) \leq P_{ii}^{jj}(N), j = 1, \dots, n, i = 1, \dots, L. \quad (29)$$

证 见文献[1].

注意, 式(26)表明状态第 j 个分量的融合估计是各局部估计第 j 个分量的加权, 而与其他分量 $\hat{x}_{ik}(t-N|t) (k \neq j, i = 1, \dots, L)$ 无关, 这是具有相同物理意义的分量估计的融合, 故称为分量解耦融合估计. 它的优点是计算负担小, 具有直观物理意义. 按矩阵加权融合估计是非分量解耦融合估计, 其分量融合估计的精度比这里的分量融合估计精度稍高一点^[1]. 但由式(29)看到, 分量融合估计精度比局部估值器的分量估计精度高. 本文的解耦融合估计等价于对状态 $x(t)$ 的按对角阵加权融合估计^[1], 其精度比文献[5]按标量加权融合估计精度高^[1], 虽然按标量加权也实现了分量解耦融合估计.

计算式(5)两边MA过程的相关函数可得矩阵方程组

$$\begin{cases} \sum_{j=\tau}^{n_{di}} D_{ij} Q_{\varepsilon i} D_{i,j-\tau} = \\ \sum_{j=\tau}^{n_{bi}} B_{ij} Q_w B_{i,j-\tau}^T + \sum_{j=\tau}^{n_{ai}} A_{ij} Q_{vi} A_{i,j-\tau}^T, \\ \tau = 0, 1, \dots, n_{di}, i = 1, \dots, L. \end{cases} \quad (30)$$

当 Q_w 和 Q_{vi} 未知时, 将在时刻 t 估值 $\hat{D}_{ij}$ 和 $\hat{Q}_{\varepsilon i}$ 代入式(30)用解线性方程组可求得在时刻 t 的估值 $\hat{D}_{ij}$ 和 $\hat{Q}_{vi}$, 详见文献[5].

3 自校正信息融合解耦Wiener状态估值器(Self-tuning information fusion decoupled Wiener state estimator)

在式(4)中 $A_i(q^{-1})$ 已知, 令 $z_i(t) = A_i(q^{-1}) y_i(t)$, 则ARMA新息模型式(4)成为MA新息模型

$$z_i(t) = D_i(q^{-1}) \varepsilon_i(t), i = 1, \dots, L. \quad (31)$$

当 Q_w 和 Q_{vi} 未知时, 可用MA新息模型参数估计

的递推算法^[8]在线辨识 D_{ij} 和 $Q_{\varepsilon i}$, 得在时刻 t 的有关估值 $\hat{D}_{ij}$ 和 $\hat{Q}_{\varepsilon i}$.

自校正信息融合Wiener状态估值器有如下3步组成:

第1步 用递推辨识算法(例如递推增广最小二乘算法(RELS)^[8]或两段最小二乘算法^[4])在线辨识MA新息模型式(31)的 $D_i(q^{-1})$ 和 $Q_{\varepsilon i}$, 得在时刻 t 处估值 $\hat{D}_i(q^{-1})$ 和 $\hat{Q}_{\varepsilon i}$, 进而由式(7)~式(16)可得估值 $\hat{\tilde{D}}_i(q^{-1})$, $\hat{K}_i^N(q^{-1})$, 且由式(17)~式(22)可得估值 $\hat{P}_{ij}(N)$, $i, j = 1, \dots, L$.

第2步 第 i 传感器子系统有局部自校正分量解耦Wiener估值器 $\hat{x}_{ij}^s(t-N|t)$ 为

$$\det \hat{\tilde{D}}_i(q^{-1}) \hat{x}_{ij}^s(t-N|t) = \hat{K}_{ij}^N(q^{-1}) \text{adj} \hat{\tilde{D}}_i(q^{-1}) y_i(t). \quad (32)$$

第3步 自校正分量解耦融合Wiener状态估值器 $\hat{x}_{0j}^s(t-N|t)$ 为

$$\hat{x}_{0j}^s(t-N|t) = \sum_{i=1}^L \hat{\omega}_i(N) \hat{x}_{ij}^s(t-N|t). \quad (33)$$

其中在时刻 t 处 $\hat{\omega}_i(N)$ 由式(27)计算, 其中 $P_{ij}(N)$ 用估值 $\hat{P}_{ij}(N)$ 代替.

上述3步在每时刻处重复进行.

4 自校正解耦融合Wiener状态估值器的收敛性分析(Convergence of Self-tuning decoupled fusion Wiener state estimators)

引理 3^[4] 设 $\delta(t) \in \mathbb{R}^m$ 服从时变非齐次差分方程

$$\hat{\Psi}(q^{-1})\delta(t) = u(t). \quad (34)$$

其中 $\hat{\Psi}(q^{-1}) = I_m + \hat{\Psi}_1(t)q^{-1} + \dots + \hat{\Psi}_{n_\Psi}(t)q^{-n_\Psi}$. q^{-1} 是单位滞后算子. 设输入 $u(t) \in \mathbb{R}^m$ 是有界的, 设当 $t \rightarrow \infty$ 有 $\hat{\Psi}(q^{-1}) \rightarrow \Psi(q^{-1})$, $\Psi(q^{-1}) = I_m + \Psi_1 q^{-1} + \dots + \Psi_{n_\Psi} q^{-n_\Psi}$, 且设 $\Psi(q^{-1})$ 是稳定的多项式矩阵($\det \Psi(x)$ 的零点位于单位圆外), 则 $\delta(t)$ 是有界的.

引理 4^[4] 设 $\delta(t) \in \mathbb{R}^m$ 服从非齐次差分方程

$$\Psi(q^{-1})\delta(t) = u(t). \quad (35)$$

其中设 $\Psi(q^{-1})$ 是稳定的, 且设 $u(t) \rightarrow 0$, 则有 $\delta(t) \rightarrow 0(t \rightarrow \infty)$.

定理 3 对含未知噪声方差阵的多传感器系统式(1)和式(2), 假如MA新息模型参数估计是一致的, 即当 $t \rightarrow \infty$ 时有 $\hat{D}_{ij} \rightarrow D_{ij}$, 且设观测 $y_i(t)$ ($i = 1, \dots, L$)是有界的, 则自校正解耦Wiener状态融合器 $\hat{x}_{0j}^s(t-N|t)$ 收敛于当噪声统计已知时的最优解耦Wiener状态融合器 $\hat{x}_{0j}(t-N|t)$, 即当 $t \rightarrow \infty$ 时有

$$[\hat{x}_{0j}^s(t-N|t) - \hat{x}_{0j}(t-N|t)] \rightarrow 0. \quad (36)$$

证 由式(31)新息 $\varepsilon_i(t)$ 的估值 $\hat{\varepsilon}_i(t)$ 满足差分方

程

$$z_i(t) = \hat{D}_i(q^{-1})\hat{\varepsilon}_i(t), \quad i = 1, \dots, L. \quad (37)$$

由引理3和引理4容易证明

$$(\hat{\varepsilon}_i(t) - \varepsilon_i(t)) \rightarrow 0, \quad t \rightarrow \infty. \quad (38)$$

定义 Q_{ε} 的在时刻 t 处的采样估值为

$$\hat{Q}_{\varepsilon i} = \frac{1}{t} \sum_{j=1}^t \hat{\varepsilon}_i(j) \hat{\varepsilon}_i^T(j), \quad (39)$$

可证明^[4]

$$\hat{Q}_{\varepsilon i} \rightarrow Q_{\varepsilon i}, \quad t \rightarrow \infty. \quad (40)$$

由估值 $\hat{D}_{ij}$ 的一致性引出当 $t \rightarrow \infty$ 有

$$\begin{cases} \hat{\tilde{D}}_i(q^{-1}) \rightarrow \tilde{D}_i(q^{-1}), \\ \hat{K}_{ij}^N(q^{-1}) \rightarrow K_{ij}^N(q^{-1}), \\ \hat{\omega}_{ij}(N) \rightarrow \omega_{ij}(N). \end{cases} \quad (41)$$

利用引理3和引理4容易证明自校正分量Wiener状态估值器的收敛性, 即当 $t \rightarrow \infty$ 时有

$$[\hat{x}_{ij}^s(t-N|t) - \hat{x}_{ij}(t-N|t)] \rightarrow 0. \quad (42)$$

置加权系数估值 $\hat{\omega}_i(N) = \omega_i(N) + \Delta\hat{\omega}_i(N)$, 则由式(41)引出 $\Delta\hat{\omega}_i(N) \rightarrow 0(t \rightarrow \infty)$. 由式(33)减式(26)有

$$\begin{aligned} & \hat{x}_{0j}^s(t-N|t) - \hat{x}_{0j}(t-N|t) = \\ & \sum_{i=1}^L \omega_i(N) [\hat{x}_{ij}^s(t-N|t) - \hat{x}_{ij}(t-N|t)] + \\ & \sum_{i=1}^L \Delta\hat{\omega}_i(N) \hat{x}_{ij}^s(t-N|t). \end{aligned} \quad (43)$$

应用引理3可证明 $\hat{x}_{ij}^s(t-N|t)$ 是有界的. 应用式(42)和 $\Delta\hat{\omega}_i(N) \rightarrow 0$, 由式(43)引出(36). 证毕.

注意, 假如观测数据 $y_i(t)$ ($i = 1, \dots, L$)关于 t 是一致有界的, 即各观测过程 $y_i(t)$ 的一个实现是有界的, 则式(36)按实现收敛. 假如观测过程 $y_i(t)$ ($i = 1, \dots, L$)关于 t 以概率1有界, 则式(36)以概率1收敛.

5 仿真例子(Simulation example)

考虑三传感器雷达跟踪系统

$$x(t+1) = \Phi x(t) + \Gamma w(t), \quad (44)$$

$$y_i(t) = Hx(t) + v_i(t), \quad i = 1, 2, 3, \quad (45)$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} 1 & T_0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad \Gamma = \begin{bmatrix} 0.5T_0^2 \\ T_0 \end{bmatrix}, \quad H = [1 \ 0]. \quad (46)$$

其中 T_0 为采样周期, $T_0 = 0.1$, $x(t) = [x_1(t), x_2(t)]^T$, $x_1(t)$ 和 $x_2(t)$ 各为在时刻 tT 处运动目标(飞机、导弹、车辆等)的位置和速度, $y_i(t)$ 为第 i 个传感器对位置 $x_1(t)$ 的观测信号, 其中 $w(t)$ 和 $v_i(t)$ 是零均值、方差各为 $\sigma_w^2 = 0.49$, $\sigma_{v1}^2 = 0.1$, $\sigma_{v2}^2 = 0.25$, $\sigma_{v3}^2 = 0.36$ 的相互独立高斯白噪声. 当噪声方差 σ_w^2 和 σ_{vi}^2 未

知时, 求自校正分量解耦融合Wiener位置和速度一步平滑器 $\hat{x}_{01}^s(t-1|t)$, $\hat{x}_{02}^s(t-1|t)$.

局部MA新息模型两段最小二乘法(RLS-RELS)^[4]估值收敛性仿真结果如图1~图5所示, 其中直线为真实值, 曲线为估值. 最优融合估值与自校正融合估值误差曲线如图6、图7所示, 可看到自校正融合Wiener平滑器收敛于最优融合平滑器, 具有渐近最优性. 各子系统及解耦融合自校正Wiener平滑器累积误差平方曲线如图8、图9所示, 可看到自校正融合Wiener平滑器精度高于每个局部自校正Wiener平滑器精度.

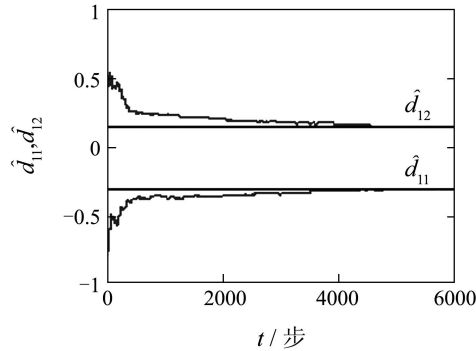


图1 传感器1 MA参数 d_{1i} 和估值 $\hat{d}_{1i}$ 的收敛性
Fig. 1 The MA parameter d_{1i} and the convergence of estimates $\hat{d}_{1i}$ for sensor 1

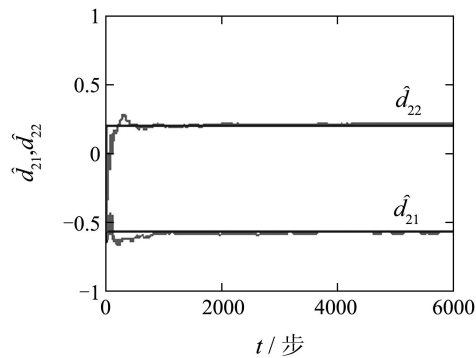


图2 传感器2 MA参数 d_{2i} 和估值 $\hat{d}_{2i}$ 的收敛性
Fig. 2 The MA parameter d_{2i} and the convergence of estimates $\hat{d}_{2i}$ for sensor 2

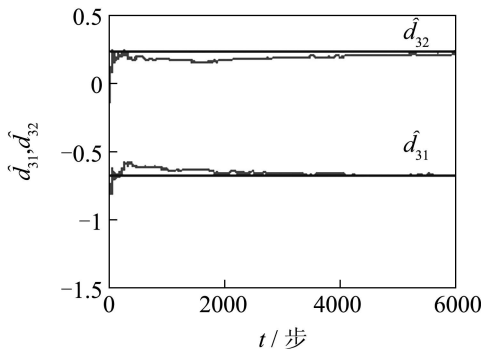


图3 传感器3 MA参数 d_{3i} 和估值 $\hat{d}_{3i}$ 的收敛性
Fig. 3 The MA parameter d_{3i} and the convergence of estimates $\hat{d}_{3i}$ for sensor 3

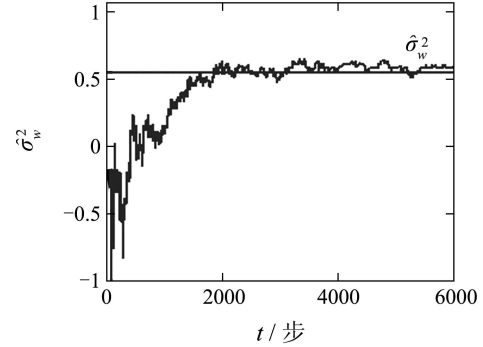


图4 噪声方差 σ_w^2 的估值 $\hat{\sigma}_w^2$ 的收敛性
Fig. 4 The convergence of estimates $\hat{\sigma}_w^2$ of σ_w^2 noise variance

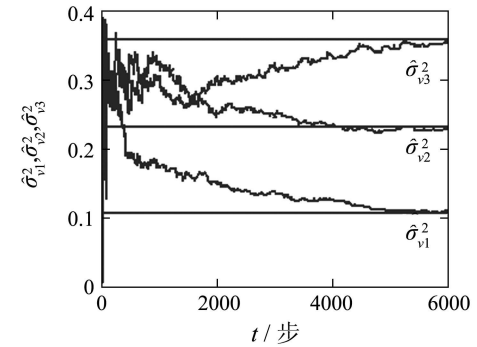


图5 噪声方差 σ_{vi}^2 的估值 $\hat{\sigma}_{vi}^2$, $i=1, 2, 3$ 的收敛性
Fig. 5 The convergence of estimates $\hat{\sigma}_{vi}^2$ of σ_{vi}^2 noise variance

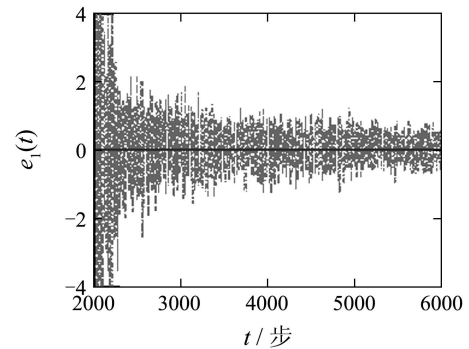


图6 最优与自校正解耦融合Wiener平滑器位置误差 $e_1(t) = \hat{x}_{01}^s(t-1|t) - \hat{x}_{01}(t-1|t)$ 曲线
Fig. 6 The curve of position errors $e_1(t) = \hat{x}_{01}^s(t-1|t) - \hat{x}_{01}(t-1|t)$ for optimal and for self-tuning decoupled fusion Wiener smoothers

6 结论(Conclusion)

对含未知噪声方差阵的多传感器系统, 在线性最小方差按分量标量加权最优融合准则下, 应用现代时间序列分析方法, 基于MA新息模型的在线辨识, 可在线估计噪声方差阵、各局部估值误差方差阵和最优加权, 提出了自校正分量解耦局部Wiener状态估值器和自校正分量解耦融合Wiener状态估值器, 可明显减小计算负担. 它的精度高于每个局部分量自校正Wiener状态估值器, 且在MA新息模型参数估计一致性和观测有界性假设下, 证明了它的收敛性, 即它具有渐近最优性(自校正性).

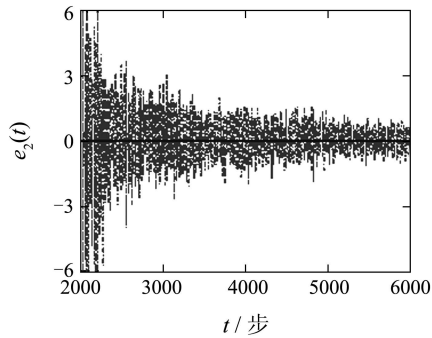


图7 最优与自校正解耦融合Wiener平滑器速度误差 $e_2(t) = \hat{x}_{02}^s(t-1|t) - \hat{x}_{02}(t-1|t)$ 曲线
Fig. 7 The curve of velocity errors $e_2(t) = \hat{x}_{02}^s(t-1|t) - \hat{x}_{02}(t-1|t)$ for optimal and self-tuning decoupled fusion Wiener smoothers

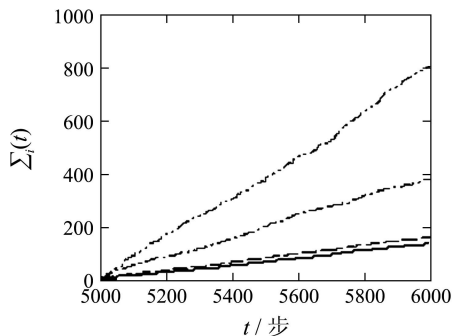


图8 自校正局部和融合解耦位置Wiener平滑器累积误差平方曲线

Fig. 8 The curves of accumulated error squares for local and fused decoupled position Wiener smoothers

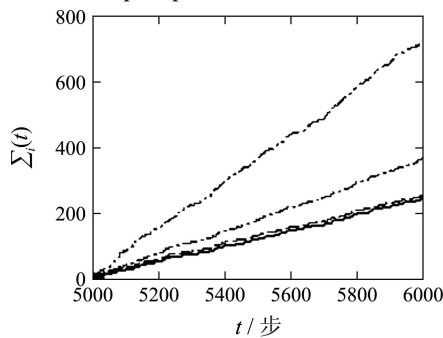


图9 自校正局部和融合解耦速度Wiener平滑器累积误差平方曲线

Fig. 9 The curves of accumulated error squares for local and fused decoupled velocity Wiener smoothers

参考文献(References):

- [1] DENG Zili, GAO Yuan, MAO Lin, et al. New approach to information fusion steady-state Kalman filtering[J]. *Automatica*, 2005, 41(10): 1695 – 1707.
- [2] SUN Shuli, DENG Zili. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filter[J]. *Automatica*, 2004, 40(6): 1017 – 1023.
- [3] 邓自立, 高媛. 快速信息融合Kalman滤波器. 控制与决策, 2005, 20(1): 27 – 31.
(DENG Zili, GAO Yuan. Fast information fusion Kalman filter[J]. *Control and Decision*, 2005, 20(1): 27 – 31.)
- [4] 邓自立. 自校正滤波理论及其应用—现代时间序列分析方法[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2003.
(DENG Zili. *Self-tuning Filtering Theory with Application-Modern Time Series Analysis Method*[M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2003.)
- [5] 邓自立, 李春波. 自校正对角阵加权信息融合Kalman预报器及其收敛性分析[J]. 自动化学报, 2007, 33(2): 156 – 163.
(DENG Zili, LI Chunbo. Self-tuning information fusion Kalman predictor weighted by diagonal matrices and its convergence analysis[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2007, 33(2): 156 – 163.)
- [6] 李云, 王欣, 邓自立. 多传感器分布式信息融合Wiener状态估值器[J]. 科学技术与工程, 2005, 5(23): 1785 – 1791.
(LI Yun, WANG Xin, DENG Zili. Multisensor distributed information fusion Wiener state estimators[J]. *Science Technology and Engineering*, 2005, 5(23): 1785 – 1791.)
- [7] 邓自立. 最优估计理论及其应用—建模、滤波、信息融合估计[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2005.
(DENG Zili. *Optimal Estimation Theory with Applications-Modeling, Filtering, and Information Fusion Estimation*[M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2005.)
- [8] LJUNG L. *System Identification, Theory for the User*[M]. 2nd ed. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1999.

作者简介:

邓自立 (1938—), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向为状态估计、多传感器信息融合, E-mail: dzl@hlju.edu.cn;

李春波 (1980—), 女, 硕士, 研究方向为最优和自校正信息融合Kalman滤波。