

多传感器分布式融合白噪声反卷积滤波器

邓自立 王欣 李云
(黑龙江大学自动化系 哈尔滨 150080)

摘要 基于 Kalman 滤波方法和白噪声估计理论, 在按矩阵加权线性最小方差最优融合准则下, 提出了带 ARMA 有色观测噪声系统的多传感器分布式融合白噪声反卷积滤波器, 其中推导出用 Lyapunov 方程计算最优加权的局部估计误差互协方差公式。与单传感器情形相比, 可提高融合估值器精度。它应用于石油地震勘探信号处理。一个三传感器分布式融合 Bernoulli-Gauss 白噪声反卷积平滑器的仿真例子说明了其有效性。

关键词 信息融合, 分布式融合, 反射地震学, 白噪声估值器, Kalman 滤波方法

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2006)07-1179-04

Multisensor Distributed Fusion White Noise Deconvolution Filter

Deng Zi-li Wang Xin Li Yun

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

Abstract Based on the Kalman filtering method and white noise estimation theory, under the linear minimum variance optimal information fusion criterion weighted by matrices, a multisensor distributed fusion optimal white noise deconvolution filter is presented for systems with ARMA colored measurement noise, where the formulas of computing cross-covariances among local estimation errors by Lyapunov equations are derived, which is applied to compute optimal weights. Compared to the single sensor case, the accuracy of fused estimators is improved. It can be applied to signal processing in oil seismic exploration. A simulation example for three-sensor distributed fusion Bernoulli-Gaussian white noise deconvolution smoother shows its effectiveness.

Key words Information fusion, Distributed fusion, Reflection seismology, White noise estimators, Kalman filtering method

1 引言

在石油地震勘探中^[1,2], 埋于地表下的炸药爆炸后, 各油层对地震波的反射构成的反射系数序列可用 Bernoulli-Gauss 白噪声来描写, 它被地面上的传感器接收(观测)。传感器本质上是动态系统, 它的输入是白噪声反射序列, 它的输出是接收信号。问题是由带观测噪声的传感器输出信号估计白噪声输入信号, 这类问题叫反卷积。它对判断是否有油田及确定油田的几何形状有重要意义。文献[3]提出了按标量加权分布式融合白噪声滤波器。它的缺点和局限性是没有解决分布式融合白噪声平滑估计问题, 且仅考虑了带白色观测噪声的特殊情形, 并且按标量加权融合估计精度不如按矩阵加权^[4]融合估计精度高。而且文献[3]的非稳态白噪声滤波器在线计算负担较大不便于实时应用。文献[5]对带白色观测噪声系统提出了两传感器加权分布式融合稳态白噪声滤波器和平滑器。本文考虑在地面上有多个不同的传感器, 每个传感器都带有 ARMA 有色观测噪声, 用 Kalman 滤波方法推导出新的分布式融合白噪声稳态反卷积滤波器和平滑器。

2 多传感器分布式融合最优白噪声反卷积滤波器和平滑器

考虑带有色观测噪声多传感器系统

$$\mathbf{x}(t+1) = \Phi \mathbf{x}(t) + \Gamma \mathbf{x}(t) \quad (1)$$

$$\mathbf{y}_i(t) = \mathbf{H}_{0i} \mathbf{x}(t) + \boldsymbol{\eta}_i(t), \quad i = 1, 2, \dots, l \quad (2)$$

$$\mathbf{A}_i(q^{-1}) \boldsymbol{\eta}_i(t) = \mathbf{C}_i(q^{-1}) \boldsymbol{\xi}_i(t) \quad (3)$$

其中状态 $\mathbf{x}(t) \in R^n$, 观测 $\mathbf{y}_i(t) \in R^{m_i}$ 为第 i 个传感器的输出信号。输入白噪声为 $\mathbf{w}(t)$, 有色观测噪声 $\boldsymbol{\eta}_i(t) \in R^{m_i}$ 服从 ARMA 模型, $\mathbf{w}(t) \in R^r$ 和 $\boldsymbol{\xi}_i(t) \in R^{m_i}$ 是零均值, 方差各为 \mathbf{Q}_w 和 \mathbf{Q}_{ξ_i} 的独立白噪声, 其中 q^{-1} 为单位之后算子, 多项式矩阵 $\mathbf{A}_i(q^{-1})$ 和 $\mathbf{C}_i(q^{-1})$ 为

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_i(q^{-1}) &= \mathbf{I}_{m_i} + \mathbf{A}_{i1} q^{-1} + \dots + \mathbf{A}_{in_{\lambda i}} q^{-n_{\lambda i}} \\ \mathbf{C}_i(q^{-1}) &= \mathbf{I}_{m_i} + \mathbf{C}_{i1} q^{-1} + \dots + \mathbf{C}_{in_{\lambda i}} q^{-n_{\lambda i}}, \quad n_{\lambda i} \geq n_{c i} \end{aligned}$$

且

$$E \left\{ \begin{bmatrix} \mathbf{w}(t) \\ \boldsymbol{\xi}_i(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w}^T(j) & \boldsymbol{\xi}_i^T(j) \end{bmatrix} \right\} = \begin{bmatrix} \mathbf{Q}_w & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}_{\xi_i} \end{bmatrix} \delta_{tj} \quad (4)$$

$\delta_{tt} = 1, \delta_{tj} = 0, (t \neq j), \Phi, \Gamma, \mathbf{H}_{0i}$ 和 $\mathbf{A}_i, \mathbf{C}_i$ 为已知常阵。

问题是基于观测 $(\mathbf{y}_i(t+N), \mathbf{y}_i(t+N-1), \dots)$, 求白噪声 $\mathbf{w}(t)$ 的局部稳态最优反卷积滤波器 $\hat{\mathbf{w}}_i(t|t+N) (i=1, 2, \dots, l)$ 及它们的加权融合白噪声稳态反卷积估值器 $\hat{\mathbf{w}}_0(t|t+N), N \geq 0$ 。

2004-11-01 收到, 2005-04-05 改回
国家自然科学基金(60374026)和黑龙江大学自动控制重点实验室资助课题

对式(3)由文献[6]引入状态空间模型

$$\alpha_i(t+1) = \bar{A}_i \alpha_i(t) + \bar{C}_i \xi_i(t) \quad (5)$$

$$\eta_i(t) = \bar{H}_i \alpha_i(t) + \xi_i(t) \quad (6)$$

其中规定 $C_{ij} = 0 (j > n_{ci})$, $\bar{H}_i = [I_{m_i} \quad \mathbf{0}]$, 且

$$\bar{A}_i = \begin{bmatrix} -A_{i1} & & & \\ & I_{(n_a-1)m_i} & & \\ & & \ddots & \\ & & & -A_{in_{ai}} \\ & & & & \mathbf{0} \end{bmatrix}, \quad \bar{C}_i = \begin{bmatrix} C_{i1} - A_{i1} \\ \vdots \\ C_{in_{ai}} - A_{in_{ai}} \end{bmatrix}$$

将式(6)代入式(2)有

$$y_i(t) = H_{0i} x(t) + \bar{H}_i \alpha_i(t) + \xi_i(t) \quad (7)$$

由式(1), 式(5)和式(7)有增广系统

$$\begin{bmatrix} x(t+1) \\ \alpha_i(t+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Phi & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \bar{A}_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ \alpha_i(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Gamma & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \bar{C}_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w(t) \\ \xi_i(t) \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$y_i(t) = \begin{bmatrix} H_{0i} & \bar{H}_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(t) \\ \alpha_i(t) \end{bmatrix} + \xi_i(t) \quad (9)$$

即

$$\beta_i(t+1) = F_i \beta_i(t) + G_i e_i(t) \quad (10)$$

$$y_i(t) = H_i \beta_i(t) + \xi_i(t), \quad i = 1, 2, \dots, l \quad (11)$$

$$F_i = \begin{bmatrix} \Phi & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \bar{A}_i \end{bmatrix}, \quad G_i = \begin{bmatrix} \Gamma & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \bar{C}_i \end{bmatrix}, \quad H_i = [H_{0i} \quad \bar{H}_i]$$

$$e_i(t) = \begin{bmatrix} w(t) \\ \xi_i(t) \end{bmatrix}, \quad \beta_i(t) = \begin{bmatrix} x(t) \\ \alpha_i(t) \end{bmatrix}$$

带相关阵:

$$S_{ii} = E[e_i(t)\xi_i^T(t)] = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ Q_{\xi_i} \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$S_{ij} = E[e_i(t)\xi_j^T(t)] = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix}, \quad i \neq j \quad (13)$$

$$Q_{ei} = E[e_i(t)e_i^T(t)] = \begin{bmatrix} Q_w & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & Q_{\xi_i} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$Q_{ej} = E[e_i(t)e_j^T(t)] = \begin{bmatrix} Q_w & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}, \quad i \neq j \quad (15)$$

应用文献[6]的结果有下述引理成立。

引理 1^[6] 对增广系统式(10)和式(11), 对第 i 个传感器, 渐近稳定的局部线性最小方差稳态白噪声反卷积滤波器和平滑器 $\hat{e}_i(t|t+N) (N \geq 0)$ 为

$$\left. \begin{aligned} \hat{e}_i(t|t) &= S_{ii} [H_i \Sigma_i H_i^T + Q_{\xi_i}]^{-1} \varepsilon_i(t) \\ \hat{e}_i(t|t+1) &= \hat{e}_i(t|t) + M_{ei}(1) \varepsilon_i(t+1) \\ M_{ei}(1) &= D_{ei}(1) H_i^T [H_i \Sigma_i H_i^T + Q_{\xi_i}]^{-1} \\ M_{ei}(0) &= S_{ii} [H_i \Sigma_i H_i^T + Q_{\xi_i}]^{-1} \\ D_{ei}(1) &= -S_{ii} K_i^T \bar{\Phi}_i^T + Q_{ei} G_i^T - S_{ii} J_i^T \\ \bar{\Phi}_i &= F_i - J_i H_i, \quad J_i = G_i S_{ii} Q_{\xi_i}^{-1} \\ \bar{e}_i(t) &= G_i e_i(t) - J_i \xi_i(t) \\ \Psi_{pi} &= \bar{\Phi}_i - \bar{K}_{pi} H_i, \quad K_{pi} = \bar{K}_{pi} + J_i, \quad \bar{K}_{pi} = \bar{\Phi}_i K_i \\ K_i &= \Sigma_i H_i^T [H_i \Sigma_i H_i^T + Q_{\xi_i}]^{-1} \\ \hat{e}_i(t|t+N) &= \hat{e}_i(t|t+N-1) + M_{ei}(N) \varepsilon_i(t+N) \\ M_{ei}(N) &= D_{ei}(1) (\Psi_{pi}^T)^{N-1} H_i^T [H_i \Sigma_i H_i^T + Q_{\xi_i}]^{-1} \end{aligned} \right\} \quad (16)$$

其中新息(Innovation) $\varepsilon_i(t)$ 由下述公式可得

$$\left. \begin{aligned} \hat{\beta}_i(t+1|t) &= \Psi_{pi} \hat{\beta}_i(t|t-1) + K_{pi} y_i(t) \\ \varepsilon_i(t) &= y_i(t) - H_i \hat{\beta}_i(t|t-1) \end{aligned} \right\} \quad (17)$$

Σ_i 服从 Riccati 方程

$$\Sigma_i = \bar{\Phi}_i \left[\Sigma_i - \Sigma_i H_i^T (H_i \Sigma_i H_i^T + Q_{\xi_i})^{-1} H_i \Sigma_i \right] \bar{\Phi}_i^T + G_i (Q_{ei} - S_{ii} Q_{\xi_i}^{-1} S_{ii}^T) G_i^T \quad (18)$$

于是有

$$\hat{w}_i(t|t+N) = [I_r \quad \mathbf{0}] \hat{e}_i(t|t+N) \quad (19)$$

稳态误差 $\tilde{e}_i(t|t+N) = e(t) - \hat{e}_i(t|t+N)$ 方差阵 $P_i(N) = E[\tilde{e}_i(t|t+N)\tilde{e}_i^T(t|t+N)]$ 为

$$\left. \begin{aligned} P_i(0) &= Q_{ei} - S_{ii} [H_i \Sigma_i H_i^T + Q_{\xi_i}]^{-1} S_{ii}^T \\ P_i(N) &= P_i(N-1) - M_{ei}(N) [H_i \Sigma_i H_i^T + Q_{\xi_i}]^{-1} \\ &\quad \cdot M_{ei}^T(N) \end{aligned} \right\} \quad i = 1, 2, \dots, l \quad (20)$$

将上式迭代有稳态误差方差的非递推表达式:

$$P_i(N) = Q_{ei} - \sum_{j=0}^N M_{ei}(j) [H_i \Sigma_i H_i^T + Q_{\xi_i}]^{-1} M_{ei}^T(j) \quad (21)$$

且非递推白噪声估值器:

$$\hat{e}_i(t|t+N) = \sum_{j=0}^N M_{ei}(j) \varepsilon_i(t+j) \quad (22)$$

定理 1 多传感器系统式(10)和式(11)的估计误差

$\tilde{e}_i(t|t+N)$ 的协方差阵 $P_{ij}(N) = E[(\tilde{e}_i(t|t+N)\tilde{e}_j^T(t|t+N))]$ ($i \neq j$) 为

$$P_{ij}(N) = Q_{ij} - \sum_{r=1}^N M_{ei}(r) [H_i \Psi_{pi}^{r-1} G_i Q_{ij}] - \sum_{s=1}^N [H_j \Psi_{pj}^{s-1} G_j Q_{ij}]^T M_{ej}^T(s) + \sum_{r=0}^N \sum_{s=0}^N M_{ei}(r) \Sigma_i(r,s) M_{ej}^T(s) \quad (23)$$

当 $\min(r,s) > 0$ 时

$$\Sigma_i(r,s) = E[\varepsilon_i(t+r)\varepsilon_j^T(t+s)] = H_i \Psi_{pi}^r \sum_{ij} \Psi_{pj}^{sT} H_j^T + \sum_{k=1}^{\min(r,s)} H_i \Psi_{pi}^{r-k} [G_i, -K_{pi}] \begin{bmatrix} Q_{ij} & S_{ij} \\ S_{ji}^T & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} G_j^T \\ -K_{pj}^T \end{bmatrix} \Psi_{pj}^{(s-k)T} H_j^T$$

当 $\min(r,s) = 0$ 时

$$\left. \begin{aligned} \Sigma_{ij}(0,0) &= H_i \Sigma_{ij} H_j^T \\ \Sigma_{ij}(0,s) &= H_i \Sigma_{ij} \Psi_{pj}^{sT} H_j^T, \quad (s > 0) \\ \Sigma_{ij}(r,0) &= H_i \Psi_{pi}^r \Sigma_{ij} H_j^T, \quad (r > 0) \end{aligned} \right\} \quad (24)$$

其中 Σ_{ij} 为 Kalman 预报误差 $\tilde{\beta}_i(t+1|t) = \beta(t+1) - \hat{\beta}_i(t+1|t)$ 协方差阵, 它们满足 Lyapunov 方程:

$$\Sigma_{ij} = \Psi_{pi} \Sigma_{ij} \Psi_{pj}^T + [G_i, -K_{pi}] \begin{bmatrix} Q_{ij} & S_{ij} \\ S_{ji}^T & \mathbf{0} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} G_j^T \\ -K_{pj}^T \end{bmatrix} \quad (25)$$

它可用迭代法求解^[7]。

证明 注意:

$$P_{ij}(N) = Q_{ij} - E[e_i(t)\hat{e}_j^T(t|t+N)] - E[\hat{e}_i(t|t+N)e_j^T(t)] + E[\hat{e}_i(t|t+N)\hat{e}_j^T(t|t+N)] \quad (26)$$

注意到^[6]预报误差 $\tilde{\beta}_i(t+1|t) = \beta(t+1) - \tilde{\beta}_i(t+1|t)$ 有关系:

$$\tilde{\beta}_j(t+1|t) = \Psi_{pj} \tilde{\beta}_j(t|t-1) + \bar{e}_j(t) - \bar{K}_{pj} \xi_j(t) \quad (27)$$

其中 \bar{K}_{pj} , $\bar{e}_j(t)$ 由式(16)计算。上式迭代 r 次有关系

$$\tilde{\beta}_j(t+r|t+r-1) = \Psi_{pj}^r \tilde{\beta}_j(t|t-1) + \Psi_{pj}^{r-1} [-\bar{\Phi}_j K_j \xi_j(t) + \bar{e}_j(t)] + \dots \quad (28)$$

将式(22)代入式(26)并注意到^[6]关系

$$\varepsilon_i(t+r) = H_i \tilde{\beta}_i(t+r|t+r-1) + \xi_i(t+r) \quad (29)$$

可得式(23)右边前 3 项, 而式(23)右边第 4 项为

$$\begin{aligned} E[\hat{e}_j(t|t+N)\hat{e}_j^T(t|t+N)] &= E\left[\left(\sum_{r=0}^N M_{ei}(r)\varepsilon_i(t+r)\right)\left(\sum_{s=0}^N M_{ej}(s)\varepsilon_j(t+s)\right)^T\right] \\ &= \sum_{r=0}^N \sum_{s=0}^N M_{ei}(r)\Sigma_{ij}(r,s)M_{ej}^T(s) \end{aligned} \quad (30)$$

其中定义 $\Sigma_{ij}(r,s) = E[\varepsilon_i(t+r)\varepsilon_j^T(t+s)]$ 。利用式(28)和式(29)及 $\varepsilon_i(t)$ 与 $\xi_i(t)$ 的相关性可得式(24)。又由式(27)可得式(25)。

证毕

原系统的白噪声误差方差阵和估值误差协方差阵分别为

$$P_i^w(N) = [I_r \quad 0] P_i(N) \begin{bmatrix} I_r \\ \theta \end{bmatrix} \quad (31)$$

$$P_{ij}^w(N) = [I_r \quad 0] P_{ij}(N) \begin{bmatrix} I_r \\ \theta \end{bmatrix} \quad (32)$$

定理 2 多传感器系统式(1)–式(3)有加权融合白噪声反卷积滤波器 $\hat{w}_0(t|t+N)$ 为

$$\hat{w}_0(t|t+N) = \sum_{i=1}^l A_i(N) \hat{w}_i(t|t+N), \quad i=1,2,\dots,l \quad (33)$$

其中在线性最小方差最优融合准则下, 最优加权系数阵 $A_i(N)$, $i=1,2,\dots,l$ 由下式计算

$$[A_1(N), \dots, A_l(N)] = (e^T P^{-1}(N) e)^{-1} e^T P^{-1}(N) \quad (34)$$

其中

$$P(N) = \begin{bmatrix} P_{11}^w(N) & P_{12}^w(N) & \dots & P_{1l}^w(N) \\ P_{21}^w(N) & P_{22}^w(N) & \dots & P_{2l}^w(N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ P_{l1}^w(N) & P_{l2}^w(N) & \dots & P_{ll}^w(N) \end{bmatrix}, \quad e = \begin{bmatrix} I_r \\ I_r \\ \vdots \\ I_r \end{bmatrix}$$

其中定义 $P_{ii}^w(N) = P_i^w(N)$, $P_i^w(N)$ 和 $P_{ij}^w(N)$ 由式(31)和式(32)计算, I_r 为 $r \times r$ 单位阵, 最小融合误差 $\tilde{w}_0(t|t+N) = w(t) - \hat{w}_0(t|t+N)$ 方差阵 $P_0^w(N)$ 为

$$P_0^w(N) = (e^T P^{-1}(N) e)^{-1} \quad (35)$$

且有关系

$$P_0^w(N) \leq P_i^w(N), \quad i=1,2,\dots,l \quad (36)$$

证明 由文献[4]的线性最小方差融合公式得证。

3 仿真例子——Bernoulli-Gauss 白噪声最优信息融合反卷积平滑器

考虑 3 传感器系统:

$$x(t+1) = \Phi x(t) + \Gamma w(t) \quad (37)$$

$$w(t) = b(t)g(t) \quad (38)$$

$$y_i(t) = H_{0i}x(t) + \eta_i(t), \quad i=1,2,3 \quad (39)$$

$$A_i(q^{-1})\eta_i(t) = C_i(q^{-1})\xi_i(t) \quad (40)$$

仿真中取 $\Phi = \begin{bmatrix} 1 & 0 & -1 \\ 0.3 & -0.3 & 1 \\ 0 & 0 & 1.1 \end{bmatrix}$, $\Gamma = \begin{bmatrix} -1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix}$, $H_{01} = [1 \quad -2 \quad 1]$,

$H_{02} = [-1 \quad 1 \quad 1]$, $H_{03} = [2 \quad -2 \quad 1]$, $A_1(q^{-1}) = 1 - 0.5q^{-1}$, $A_2(q^{-1}) = 1 - 0.2q^{-1} - 0.2q^{-2}$, $A_3(q^{-1}) = 1 - 0.4q^{-1} - 0.2q^{-2}$, $C_1(q^{-1}) = 1 + 0.2q^{-1}$, $C_2(q^{-1}) = 1 + 0.3q^{-1}$, $C_3(q^{-1}) = 1 + 0.8q^{-1} + 0.1q^{-2}$, 其中 $w(t)$ 和 $\xi_i(t)$ 是零均值、方差分别为 σ_w^2 、 $\sigma_{\xi_1}^2 = 0.12$ 、 $\sigma_{\xi_2}^2 = 0.30$ 、 $\sigma_{\xi_3}^2 = 0.36$ 的相互独立的白噪声, 且 $w(t) = b(t)g(t)$ 为 Bernoulli-Gauss 白噪声, 其中 $b(t)$ 为取值为 1 或 0 的 Bernoulli 白噪声, 取值概率为: $P(b(t)=1) = \lambda$, $P(b(t)=0) = 1 - \lambda$, $\lambda = 0.2$, 且 $g(t)$ 为零均值、方差 $\sigma_g^2 = 1$ 的 Gauss 白噪声, 独立于 $b(t)$ 。问题是求局部稳态白噪声平滑器 $\hat{w}_i(t|t+2)$ 及加权融合白噪声平滑器 $\hat{w}_0(t|t+2)$ 。

可求得最优加权系数及局部和融合估计误差方差各为 $A_1 = 0.5034$, $A_2 = 0.3443$, $A_3 = 0.0403$, $P_1^w = 0.0197$, $P_2^w = 0.0274$, $P_3^w = 0.1087$, $P_0^w = 0.0121$ 。比较可得到 $P_0^w < P_i^w$, $i=1,2,3$ 。由此看到信息融合估计可提高估计精度, 仿真结果如图 1–图 4 所示, 其中实线端点纵坐标代表真实值 $w(t)$, 圆点代表估值 $\hat{w}_i(t|t+2)$ 。也可看到融合估计精度高于每个局部估计精度。图 5 累积平滑误差曲线, 也可看到最优融合估计精度高于每个局部估计精度。

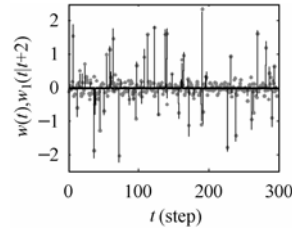


图 1 $w(t)$ 与局部白噪声反卷积平滑器 $\hat{w}_1(t|t+2)$

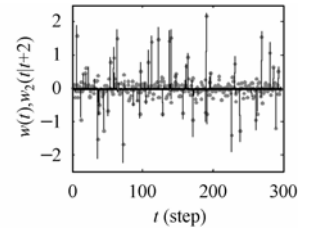


图 2 $w(t)$ 与局部白噪声反卷积平滑器 $\hat{w}_2(t|t+2)$

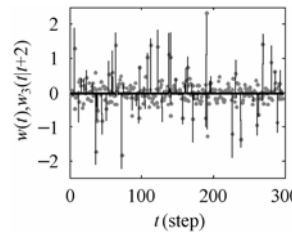


图 3 $w(t)$ 与局部白噪声反卷积平滑器 $\hat{w}_3(t|t+2)$

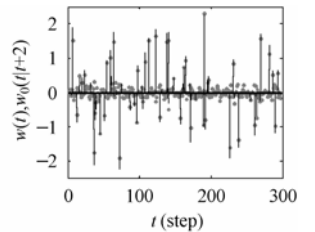


图 4 $w(t)$ 与加权融合白噪声反卷积平滑器 $\hat{w}_0(t|t+2)$

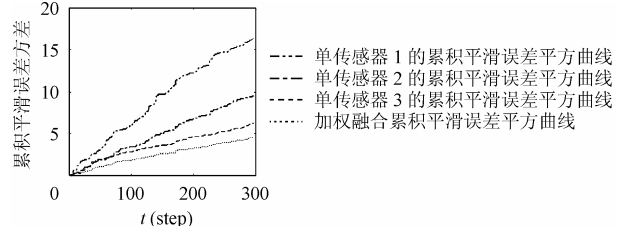


图 5 $\hat{w}_i(t|t+2)$ 累计平滑误差平方曲线, ($i=0,1,2,3$)

4 结束语

白噪声估值器在石油地震勘探中有重要应用背景。采用多传感器信息融合白噪声估值器可提高基于单传感器对白噪声估计的精度,从而可更准确诊断地层是否有油田。应用信息融合非稳态白噪声估值器^[3],在线计算负担较大。因为它要求在线计算Riccati方程,Kalman预报器增益和最优加权,不便于实时应用。本文提出的分布式融合稳态白噪声估值器可克服这个缺点,可离线计算Riccati方程,Kalman预报器增益和最优加权,从而在线计算量非常小,便于实时应用。此外所提出的加权融合白噪声估值器的精度高于文献[3]按标量加权的精度。实现融合估计的关键技术是求白噪声局部估计误差的互协方差,它们被用于计算最优加权。本文提出了基于Lyapunov方程的这种互协方差公式。

参 考 文 献

- [1] Mendel J M. White-noise estimators for seismic data processing in oil exploration[J]. *IEEE Trans. Automatic Control*, 1977, 22(5): 694 – 706.
- [2] Mendel J M. Optimal Seismic Deconvolution: an Estimation-based Approach[M]. New York: Academic Press, 1983: 1 – 103.
- [3] Sun Shuli. Multi-sensor information fusion white noise filter weighted by scalars based on Kalman predictor[J]. *Automatica*, 2004, 40 (8): 1447 – 1453.
- [4] Sun Shuli, Deng Zili. Multi-sensor optimal information fusion Kalman filter[J]. *Automatica*, 2004, 40(6): 1017 – 1023.
- [5] 邓自立, 高媛, 李云等. 基于 Kalman 滤波的信息融合白噪声最优反卷积滤波器[J]. *科学技术与工程*, 2004, 4(3): 169 – 171.
- [6] 邓自立. 卡尔曼滤波与维纳滤波——现代时间序列分析方法[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2000: 1 – 396.
- [7] 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: 1 – 343.
- 邓自立: 男, 1938 年生, 教授, 研究方向为最优滤波、信息融合、信号处理、状态估计.
- 王 欣: 男, 1978 年生, 硕士生, 研究方向为信息融合、信号处理.
- 李 云: 女, 1978 年生, 硕士生, 研究方向为信息融合、信号处理.