

文章编号: 1000 - 8152(2005)06 - 0870 - 05

## 按对角阵加权信息融合 Kalman 滤波器

邓自立, 高媛

(黑龙江大学 自动化系, 黑龙江 哈尔滨 150080)

**摘要:** 为了克服按矩阵加权信息融合非稳态 Kalman 滤波器的在线计算负担大的缺点, 和按标量加权融合 Kalman 滤波器精度较低的缺点, 应用现代时间序列分析方法, 提出了按对角阵加权的线性最小方差多传感器信息融合稳态 Kalman 滤波器. 它等价于状态分量按标量加权信息融合 Kalman 滤波器, 实现了解耦信息融合 Kalman 滤波器. 它的精度和计算负担介于按矩阵和按标量加权融合器两者之间, 且便于实时应用. 为了计算最优加权, 提出了计算稳态滤波误差方差阵和协方差阵的 Lyapunov 方程. 一个三传感器的雷达跟踪系统的仿真例子说明了其有效性.

**关键词:** 多传感器; 按对角阵加权信息融合 Kalman 滤波器; 实时信息融合; 解耦信息融合 Kalman 滤波器; Lyapunov 方程; 现代时间序列分析方法

中图分类号: O211.64 文献标识码: A

## Information fusion in Kalman filter weighted by diagonal matrices

DENG Zi-li, GAO Yuan

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

**Abstract:** In order to overcome the drawbacks that the information fusion in non-steady-state Kalman filter weighted by matrices requires a large on-line computational burden, and that the accuracy of the fused Kalman filter weighted by scalars is low, a multisensor information fusion in steady-state Kalman filter weighted by diagonal matrices is presented by the modern time series analysis method. It is equivalent to the information fusion in Kalman filters weighted by scalars for the state components, so that the decoupled information fusion in Kalman filters is achieved. Its accuracy and computational burden are between those weighted by matrices and weighted by scalars. It is suitable for real time applications. In order to compute the optimal weights, the Lyapunov equations for computing the filtering error variance and covariance matrices are also presented. A simulation example for an radar tracking system with three-sensor shows its effectiveness.

**Key words:** multisensor; information fusion in Kalman filter weighted by diagonal matrices; real time information fusion; decoupled information fusion in Kalman filter; Lyapunov equation; modern time series analysis method

### 1 引言(Introduction)

多传感器信息融合是 20 世纪 70 年代以来形成的一门新兴边缘学科, 在军事、国防、航天、机器人等高科技领域有广泛的应用, 目前已成为倍受人们关注的热门领域<sup>[1]</sup>. 按矩阵加权信息融合非稳态 Kalman 滤波器<sup>[2-5]</sup>由于要求在线计算 Riccati 方程、最优加权阵和最优滤波增益阵, 当状态维数较高时, 计算负担大, 不便于实时应用. 为了克服这个缺点, 文献[6, 7]提出了按标量加权信息融合稳态 Kalman 滤波器, 便于实时应用, 但却损失了一定的融合精度. 新近文献[8]提出了按对角阵加权线性最小方差

最优融合估计准则. 本文在这种加权准则下, 用现代时间序列分析方法, 基于 ARMA 新息模型, 提出了多传感器按对角阵加权信息融合稳态 Kalman 滤波器, 其精度和计算负担介于上述两种加权信息融合 Kalman 滤波器<sup>[8]</sup>. 由于稳态滤波增益和加权可一次性离线计算, 因而在线计算负担很小, 便于实时应用. 由于按对角阵加权融合估计等价于状态分量按标量加权融合估计<sup>[8]</sup>, 因而实现了解耦信息融合 Kalman 滤波器, 即融合状态估计的第  $i$  个分量是各局部估计的第  $i$  个分量按标量加权的融合估计, 即系相同物理量按标量加权的融合估计, 故具有较大应用价值.

## 2 多传感器按对角阵加权信息融合稳态 Kalman 滤波器 (Multisensor information fusion steady-state Kalman filter weighted by diagonal matrices)

考虑带  $l$  个传感器的多传感器系统

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

$$\mathbf{y}_i(t) = H_i \mathbf{x}(t) + \mathbf{v}_i(t), \quad i = 1, \dots, l. \quad (2)$$

其中: 状态  $\mathbf{x}(t) \in \mathbb{R}^n$ , 第  $i$  传感器的观测  $\mathbf{y}_i(t) \in \mathbb{R}^{m_i}$ ,  $\mathbf{w}(t) \in \mathbb{R}^r$  和  $\mathbf{v}_i(t) \in \mathbb{R}^{m_i}$  是零均值、方差阵各为  $Q_w$  和  $Q_{v_i}$  的相互独立白噪声,  $\Phi, \Gamma, H_i$  为常阵. 设  $(\Phi, H_i)$  为完全可观测,  $\beta_i$  为可观性指数,  $(\Phi, \Gamma)$  为完全可控对, 则存在局部稳态 Kalman 滤波器. 下而用现代时间序列分析方法<sup>[8]</sup>, 基于 ARMA 新息模型给出局部稳态 Kalman 滤波器, 它的优点是避免了采用经典 Kalman 滤波方法要求解 Riccati 方程, 在状态维数较高而观测维数较低时, 可减小计算负担, 且可处理含未知模型参数和噪声统计系统信息融合问题<sup>[8,10]</sup>.

由式(1)和(2)有

$$\mathbf{y}_i(t) = H_i(I_n - q^{-1}\Phi)^{-1}\Gamma q^{-1}\mathbf{w}(t) + \mathbf{v}_i(t). \quad (3)$$

引入左素分解

$$H_i(I_n - q^{-1}\Phi)^{-1}\Gamma q^{-1} = A_i^{-1}(q^{-1})B_i(q^{-1}). \quad (4)$$

其中:  $q^{-1}$  为单位滞后算子,  $q^{-1}\mathbf{x}(t) = \mathbf{x}(t-1)$ ,  $I_n$  为  $n \times n$  单位阵, 多项式矩阵  $A_i(q^{-1})$  和  $B_i(q^{-1})$  有形式

$$X_i(q^{-1}) = X_{i0} + Y_{i1}q^{-1} + \dots + X_{in}q^{-n}. \quad (5)$$

其中:  $n_x$  为阶次, 且  $A_{i0} = I_{m_i}$ ,  $B_{i0} = 0$ . 将式(4)代入式(3)引出  $\mathbf{y}_i(t)$  的 ARMA 新息模型

$$A_i(q^{-1})\mathbf{y}_i(t) = D_i(q^{-1})\boldsymbol{\varepsilon}_i(t), \quad i = 1, \dots, l. \quad (6)$$

其中: 新息  $\boldsymbol{\varepsilon}_i(t)$  是零均值、方差阵为  $Q_{\boldsymbol{\varepsilon}_i}$  的白噪声,  $D_i(q^{-1})$  是稳定的, 且具有式(5)的形式,  $D_{i0} = I_{m_i}$ , 即  $\det D_i(x)$  的零点位于单位圆外, 且有关系

$$D_i(q^{-1})\boldsymbol{\varepsilon}_i(t) = B_i(q^{-1})\mathbf{w}(t) + A_i(q^{-1})\mathbf{v}_i(t). \quad (7)$$

$D_i(q^{-1})$  和  $Q_{\boldsymbol{\varepsilon}_i}$  可用 Gevers-Wouters<sup>[8]</sup>算法求得.

**引理<sup>[8]</sup>** 各子系统有局部稳态 Kalman 滤波器  $\hat{\mathbf{x}}_i(t|t) =$

$$\Psi_{fi} \hat{\mathbf{x}}_i(t-1|t-1) + K_{fi} \mathbf{y}_i(t), \quad i = 1, \dots, l, \quad (8)$$

$$\Psi_{fi} = [I_n - K_{fi}H_i]\Phi. \quad (9)$$

其中:  $\Psi_{fi}$  为稳定矩阵, 而 Kalman 滤波器增益  $K_{fi}$  为

$$K_{fi} = \begin{bmatrix} H_i \\ H_i \Phi \\ \vdots \\ H_i \Phi^{\beta_i-1} \end{bmatrix}^+ \begin{bmatrix} I_{m_i} - Q_{v_i} Q_{\boldsymbol{\varepsilon}_i}^{-1} \\ M_{i1} \\ \vdots \\ M_{i, \beta_i-1} \end{bmatrix}. \quad (10)$$

其中矩阵  $M$  的伪逆  $M^+ = (M^T M)^{-1} M^T$ , 系数阵  $M_{ij}$  可递推计算为

$$M_{ij} = -A_{i1}M_{i, j-1} - \dots - A_{in_a}M_{i, j-n_a} + D_{ij}. \quad (11)$$

其中规定  $M_{ij} = 0 (j < 0)$ ,  $D_{ij} = 0 (j > n_{di})$ .  $D_{ij}$  为  $D_i(q^{-1})$  的系数阵.

**定理 1** 各子系统滤波误差  $\bar{\mathbf{x}}_i(t|t) = \mathbf{x}(t) - \hat{\mathbf{x}}_i(t|t)$  方差阵  $P_{ii} = E[\bar{\mathbf{x}}_i(t|t)\bar{\mathbf{x}}_i^T(t|t)]$  满足 Lyapunov 方程

$$P_{ii} = \Psi_{fi} P_{ii} \Psi_{fi}^T + \Delta_{fii}, \quad i = 1, \dots, l. \quad (12)$$

$$\Delta_{fii} = [I_n - K_{fi}H_i]\Gamma Q_w \Gamma^T [I_n - K_{fi}H_i]^T + K_{fi}Q_{v_i}K_{fi}^T. \quad (13)$$

其中  $K_{fi}$  用式(10)计算. 各子系统间滤波误差互协方差阵  $P_{ij} = E[\bar{\mathbf{x}}_i(t|t)\bar{\mathbf{x}}_j^T(t|t)] (i \neq j)$  满足 Lyapunov 方程

$$P_{ij} = \Psi_{fi} P_{ij} \Psi_{fj}^T + \Delta_{fij}, \quad (14)$$

$$\Delta_{fij} = [I_n - K_{fi}H_i]\Gamma Q_w \Gamma^T [I_n - K_{fj}H_j]^T. \quad (15)$$

**证** 注意稳态 Kalman 滤波器  $\hat{\mathbf{x}}_i(t+1|t+1)$  与预报器  $\hat{\mathbf{x}}_i(t+1|t)$  有关系

$$\hat{\mathbf{x}}_i(t+1|t+1) = \hat{\mathbf{x}}_i(t+1|t) + K_{fi}\boldsymbol{\varepsilon}_i(t+1), \quad (16)$$

这引出估计误差有关系

$$\bar{\mathbf{x}}_i(t+1|t+1) = \bar{\mathbf{x}}_i(t+1|t) - K_{fi}\boldsymbol{\varepsilon}_i(t+1) \quad (17)$$

其中定义  $\bar{\mathbf{x}}_i(t+1|t) = \mathbf{x}(t+1) - \hat{\mathbf{x}}_i(t+1|t)$ . 由式(1)和(2)及射影性质, 并注意关系

$$\hat{\mathbf{x}}_i(t+1|t) = \Phi \hat{\mathbf{x}}_i(t|t), \quad (18)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}_i(t+1) = \mathbf{y}_i(t+1) - H_i \hat{\mathbf{x}}_i(t+1|t), \quad (19)$$

可得

$$\boldsymbol{\varepsilon}_i(t+1) = H_i \bar{\mathbf{x}}_i(t+1|t) + \mathbf{v}_i(t+1), \quad (20)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_i(t+1|t) = \Phi \bar{\mathbf{x}}_i(t|t) + \Gamma \mathbf{w}(t). \quad (21)$$

将式(20)和(21)代入式(17)引出

$$\begin{aligned} \bar{\mathbf{x}}_i(t+1|t+1) = & \Psi_{fi} \bar{\mathbf{x}}_i(t|t) + [I_n - K_{fi}H_i]\Gamma \mathbf{w}(t) - K_{fi}\mathbf{v}_i(t+1). \end{aligned} \quad (22)$$

利用  $\mathbf{w}(t), \mathbf{v}_i(t)$  是相互独立白噪声假设, 有  $\mathbf{w}(t)$  不相关于  $\bar{\mathbf{x}}_i(t|t)$ ,  $\mathbf{v}_i(t+1)$  不相关于  $\bar{\mathbf{x}}_i(t|t)$ , 因而由式(22)引出式(12)~(15). 证毕.

**定理 2** Lyapunov 方程式(12)和式(14)可用如下迭代法求解:

$$P_{ij}(t+1) = \Psi_{fi} P_{ij}(t) \Psi_{fj}^T + \Delta_{fij}, \quad i, j = 1, \dots, l, \quad (23)$$

带任意初值  $P_{ii}(0) = \alpha I_n, \alpha > 0, P_{ij}(0) = 0 (i \neq j)$ , 有

$$\lim_{t \rightarrow \infty} P_{ij}(t) = P_{ij}, \quad i, j = 1, \dots, l. \quad (24)$$

**证** 置  $\delta_{ij}(t) = P_{ij} - P_{ij}(t)$ , 由式(12)和(14)减式(23)引出差分方程

$$\delta_{ij}(t+1) = \Psi_{fi} \delta_{ij}(t) \Psi_{fj}^T. \quad (25)$$

上式迭代  $t$  次有解

$$\delta_{ij}(t) = \Psi_{fi}^t \delta_{ij}(0) (\Psi_{fj}^T)^t. \quad (26)$$

因  $\Psi_{fi}$  为稳定矩阵, 记  $\Psi_{fi}$  的特征值为  $\lambda_1^{(i)}, \dots, \lambda_n^{(i)}$ , 则有  $|\lambda_j^{(i)}| < 1, j = 1, \dots, n, i = 1, \dots, l$ . 因而  $\Psi_{fi}$  的谱半径为  $\rho_i = \max(|\lambda_1^{(i)}|, \dots, |\lambda_n^{(i)}|)$  有关系  $0 < \rho_i < 1, i = 1, \dots, l$ . 于是有<sup>[11]</sup>

$$\Psi_{fi}^t \rightarrow 0, (\Psi_{fj}^T)^t \rightarrow 0, t \rightarrow \infty. \quad (27)$$

由式(26)和(27)引出

$$\delta_{ij}(t) \rightarrow 0, t \rightarrow \infty \quad (28)$$

即式(24)成立. 证毕.

注意, 采用上述迭代法解 Lyapunov 方程, 通常迭代的次数  $t = 50 \sim 100$  即可得到满意近似解, 误差通常比  $10^{-3}$  小. 这比文献[5]的解析解计算简单.

**定理 3** 多传感器系统式(1), (2)有按对角阵加权线性最小方差信息融合稳态 Kalman 滤波器为

$$\hat{\mathbf{x}}_0(t|t) = \sum_{j=1}^l A_j \hat{\mathbf{x}}_j(t|t). \quad (29)$$

其中加权阵

$$A_j = \text{diag}(a_{j1}, \dots, a_{jn}), \quad (30)$$

且局部稳态 Kalman 滤波器  $\hat{\mathbf{x}}_i(t|t)$  由引理给出. 它可解耦为  $n$  个按标量加权信息融合 Kalman 滤波器

$$\hat{\mathbf{x}}_{0i}(t|t) = \sum_{j=1}^l a_{ji} \hat{\mathbf{x}}_{ji}(t|t), \quad i = 1, \dots, n. \quad (31)$$

其中记  $\mathbf{x}(t), \hat{\mathbf{x}}_j(t|t)$  和  $\hat{\mathbf{x}}_0(t|t)$  的分量表示各为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(t) &= [x_1(t), \dots, x_n(t)]^T, \\ \hat{\mathbf{x}}_j(t|t) &= [\hat{x}_{j1}(t|t), \dots, \hat{x}_{jn}(t|t)]^T, \quad j = 1, \dots, l, \\ \hat{\mathbf{x}}_0(t|t) &= [\hat{x}_{01}(t|t), \dots, \hat{x}_{0n}(t|t)]^T, \end{aligned} \quad (32)$$

且最优加权系数行向量

$$\mathbf{a}_i = [a_{i1}, \dots, a_{in}], \quad i = 1, \dots, n \quad (33)$$

为

$$\mathbf{a}_i = \frac{\mathbf{e}^T (P^{ii})^{-1}}{\mathbf{e}^T (P^{ii})^{-1} \mathbf{e}}, \quad i = 1, \dots, n. \quad (34)$$

其中定义  $\mathbf{e}^T = [1, \dots, 1]$  为  $1 \times l$  维行向量, 且定义以  $P_{kj}^{ii}$  为第  $k$  行第  $j$  列元素的  $l \times l$  矩阵  $P^{ii}$  为

$$P^{ii} = (P_{kj}^{ii}). \quad (35)$$

其中:  $k, j = 1, \dots, l, P_{kj}^{ii}$  为  $P_{kj}$  的位于第  $i$  行第  $i$  列的对角元素, 而  $P_{kj}$  由定理 1 计算. 各分量的最小融合误差  $\hat{\mathbf{x}}_{0i}(t|t) = \mathbf{x}_i - \hat{\mathbf{x}}_{0i}(t|t)$  方差  $P_{0i} = E[\hat{\mathbf{x}}_{0i}^2(t|t)]$  为

$$P_{0i} = [\mathbf{e}^T (P^{ii})^{-1} \mathbf{e}]^{-1}, \quad i = 1, \dots, n, \quad (36)$$

且有关系

$$P_{0i} \leq P_{jj}^{ii}, \quad i = 1, \dots, n, \quad j = 1, \dots, l. \quad (37)$$

最小融合误差均方和为

$$\text{tr} P_0 = \sum_{i=1}^n P_{0i}, \quad (38)$$

且有关系

$$\text{tr} P_0 \leq \text{tr} P_{ii}, \quad i = 1, \dots, l. \quad (39)$$

**证** 应用文献[7~9]按标量加权最优融合准则公式得证.

### 3 仿真例子 (Simulation example)

考虑 3 传感器雷达跟踪系统

$$\mathbf{x}(t+1) = \begin{bmatrix} 1 & T_0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}(t) + \begin{bmatrix} 0.5 T_0^2 \\ T_0 \end{bmatrix} \mathbf{w}(t), \quad (40)$$

$$y_i(t) = [1 \ 0] \mathbf{x}(t) + v_i(t), \quad i = 1, 2, 3. \quad (41)$$

其中: 采样周期  $T_0 = 0.1, \mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t)]^T, x_1(t), x_2(t)$  和  $\mathbf{w}(t)$  分别为在采样时刻  $tT_0$  运动目标(飞机、导弹、车辆等)的位置、速度和加速度,  $y_i(t)$  为第  $i$  个传感器对位置的观测信号,  $v_i(t)$  为观测噪声. 设  $w(t)$  和  $v_i(t)$  是零均值、方差各为  $\sigma_w^2 = 2.5, \sigma_{v1}^2 = 0.4, \sigma_{v2}^2 = 5.5, \sigma_{v3}^2 = 13$  的相互独立高斯白噪声. 问题是求局部稳态 Kalman 滤波器  $\hat{\mathbf{x}}_i(t|t)$  和按对角阵加权信息融合 Kalman 滤波器  $\hat{\mathbf{x}}_0(t|t)$ .

应用定理 1~3 有按对角阵加权信息融合稳态 Kalman 滤波器

$$\hat{\mathbf{x}}_0(t|t) = A_1 \hat{\mathbf{x}}_1(t|t) + A_2 \hat{\mathbf{x}}_2(t|t) + A_3 \hat{\mathbf{x}}_3(t|t), \quad (42)$$

$$\begin{cases} A_1 = \begin{bmatrix} 0.8759 & 0 \\ 0 & 0.7676 \end{bmatrix}, \\ A_2 = \begin{bmatrix} 0.0860 & 0 \\ 0 & 0.1533 \end{bmatrix}, \\ A_3 = \begin{bmatrix} 0.0381 & 0 \\ 0 & 0.0790 \end{bmatrix}, \end{cases} \quad (43)$$

且可求得

$$\begin{cases} \text{tr } P_{11} = 0.3116, \text{tr } P_{22} = 1.0839, \\ \text{tr } P_{33} = 1.7838, \text{tr } P_0 = 0.2879. \end{cases} \quad (44)$$

注意式(44)有关系

$$\text{tr } P_0 < \text{tr } P_{ii}, \quad i = 1, 2, 3. \quad (45)$$

这表明融合估计改善了每个局部滤波器的精度. 仿真结果如图 1 和图 2 所示. 图 1 中实线为真实值, 虚

线为估值. 图 2 为对每个传感器的局部滤波累积绝对误差曲线和按对角阵加权融合滤波累积绝对误差曲线比较图(图中:  $\Sigma_1(t)$  表示位置累积绝对误差,  $\Sigma_2(t)$  表示速度累积绝对误差). 从图中可看到融合估计误差曲线在各局部估计误差曲线下方, 因而说明了融合估计精度高于每个局部滤波精度.

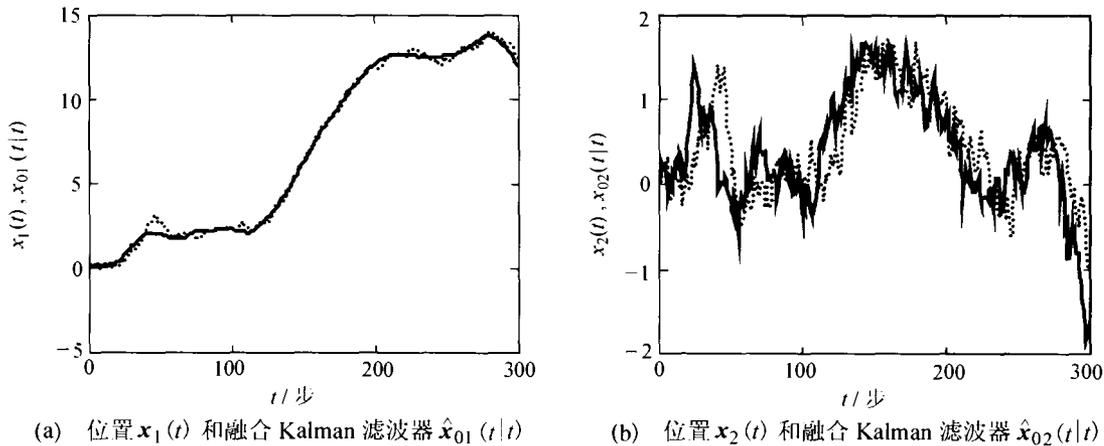


图 1 状态  $x(t)$  和按对角线加权信息融合稳态 Kalman 滤波器  $\hat{x}_0(t|t)$

Fig. 1 State  $x(t)$  and  $\hat{x}_0(t|t)$  from information fusion steady-state Kalman filter weighted by diagonal matrices

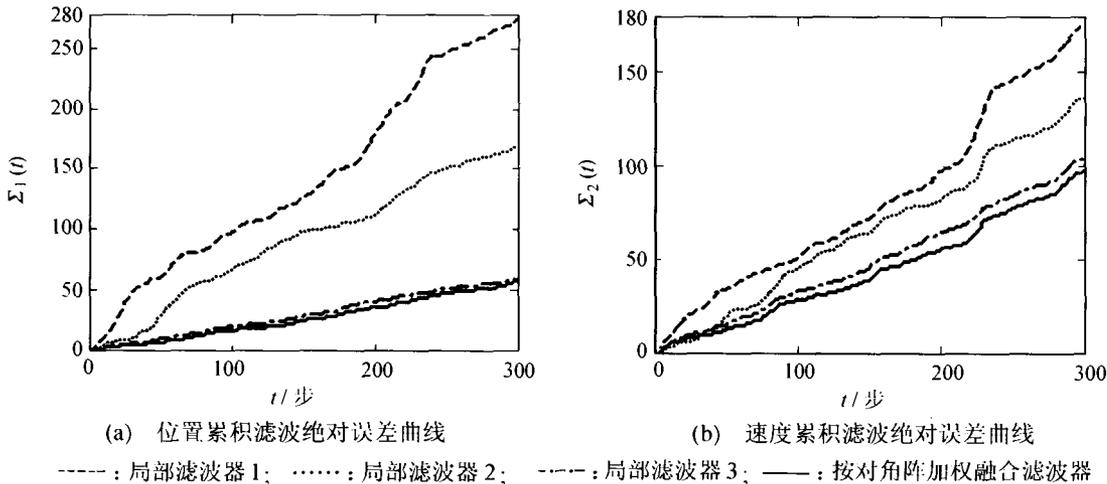


图 2 累积滤波绝对值误差曲线

Fig. 2 Curves of accumulated filtering absolute errors

### 4 结论(Conclusion)

1) 与非稳态分布式融合 Kalman 滤波算法<sup>[2-5]</sup>相比, 本文提出的稳态融合 Kalman 滤波算法可离线一次性计算滤波增益和最优加权, 因而显著地减小了在线计算负担, 便于实时应用, 构成一种实时快速信息融合 Kalman 滤波算法.

2) 所提出的按对角阵加权融合 Kalman 滤波算法的精度和计算负担介于按矩阵加权和按标量加权融合算法之间. 这三种加权融合算法均是局部最优的, 同集中式融合算法<sup>[1]</sup>相比, 它们是全局次优的.

3) 本文用现代时间序列分析方法<sup>[8]</sup>, 基于 AR-MA 新息模型计算稳态 Kalman 滤波器增益, 避免了 Riccati 方程. 当状态维数较高、观测维数较低时, 构造 ARMA 新息模型要比解 Riccati 方程简单. 因为用迭代法解 Riccati 方程要求  $n \times n$  矩阵运算, 而用 Gevers-Wouters 算法<sup>[8]</sup>构造 ARMA 新息模型仅要求  $m \times m$  矩阵运算.

4) 所提出的算法的另一优点是基于 ARMA 新息模型的在线辨识, 可设计含有未知模型参数和噪声统计系统的自校正信息融合 Kalman 滤波器<sup>[8,10]</sup>,

有关结果将另文报道。

5) 按对角阵加权信息融合 Kalman 滤波器可解耦为  $n$  个状态分量估计的按标量加权信息融合 Kalman 滤波器. 各状态分量估计按标量加权的融合估计是同类物理量的标量加权估计, 具有物理意义和直观意义. 例如对本文仿真例子, 状态变量有两个分量, 即目标的位置、速度. 运动目标状态分量位置的融合估计是各子系统对目标位置估计的标量加权和. 在位置融合估计中不含有速度的估计. 但对按矩阵加权融合估计而言, 对状态分量而言已不是同类物理量的加权和. 本文这种融合估计叫做解耦信息融合估计. 在某些应用问题中, 人们仅感兴趣状态的某个分量或某些分量的估计, 本文这种按分量标量加权信息融合 Kalman 滤波器可避免不感兴趣的分量的融合估计的计算, 因而也可减小计算负担. 例如对目标位置跟踪而言, 仅需设计它的位置的信息融合 Kalman 滤波器就可以了, 而不必计算它的速度融合估值.

6) 按对角阵加权融合准则可看成是按标量加权融合准则<sup>[7-9]</sup>的推广和改进. 事实上从状态分量融合估计角度, 按标量加权融合准则等价于状态分量按相同加权系数的融合估计, 而按对角阵加权融合估计等价于对状态各分量按不同标量加权系数的融合估计, 从而可提高融合估计精度.

#### 参考文献 (References):

- [1] 何友, 王国宏, 陆大铨, 等. 多传感器信息融合及其应用 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2000.  
(HE You, WANG Guohong, LU Dajin, et al. *Multisensor Information Fusion with Applications* [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2000.)
- [2] KIM K H. Development of track to track fusion algorithm [C] // *Proc of American Control Conference*. Maryland: [s. n.], 1994: 1037 - 1041.
- [3] SUN Shuli, DENG Zili. Multi-sensor optimal information fusion

- Kalman filter [J]. *Automatica*, 2004, 40(6): 1017 - 1023.
- [4] ZHU Yunmin, YOU Zhisheng, ZHAO Juan, et al. The optimality for the distributed Kalman filtering fusion [J]. *Automatica*, 2001, 37(12): 1489 - 1493.
- [5] SAHA R K, CHANG K C. An efficient algorithm for multisensor track fusion [J]. *IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems*, 1998, 34(1): 200 - 210.
- [6] 邓自立, 祁荣宾. 多传感器信息融合次优稳态 Kalman 滤波器 [J]. 中国学术期刊文摘(科技快报), 2000, 6(2): 183 - 184.  
(DENG Zili, QI Rongbin. Suboptimal steady-state Kalman filter for multisensor information fusion [J]. *China Science Abstracts*, 2000, 6(2): 183 - 184.)
- [7] SUN Shuli. Multi-sensor information fusion white noise filter weighted by scalars based on Kalman predictor [J]. *Automatica*, 2004, 40(7): 1447 - 1453.
- [8] 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 Applications-Model Time Series Analysis Method* [M]. Harbin: Harbin Institute of Technology Press, 2003.)
- [9] 孙书利, 邓自立. 多传感器线性最小方差最优信息融合估计准则 [J]. 科学技术与工程, 2004, 4(3): 334 - 336.  
(SUN Shuli, DENG Zili. Multisensor optimal information fusion criterion in linear minimal variance sense [J]. *Science Technology and Engineering*, 2004, 4(3): 334 - 336.)
- [10] 邓自立, 马建为, 高媛. 两传感器自校正信息融合 Kalman 滤波器 [J]. 科学技术与工程, 2003, 3(4): 321 - 324.  
(DENG Zili, MA Jianwei, GAO Yuan. Two-sensor self-tuning information fusion Kalman filter [J]. *Science Technology and Engineering*, 2003, 3(4): 321 - 324.)
- [11] 程云鹏. 矩阵论 [M]. 第二版. 西安: 西北工业大学出版社, 2001.  
(CHENG Yunpeng. *Matrix Theory* [M]. 2nd ed. Xi'an: Northwestern Polytechnical University Press, 2001.)

#### 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、信息融合、Kalman 滤波、时间序列分析等, E-mail: dzl@hlju.edu.cn;

高媛 (1978—), 女, 教师, 主要研究方向为信息融合状态估计, E-mail: gaoyuan@hlju.edu.cn.