

# 基于多速率传感器动态系统的多尺度递归融合估计<sup>1</sup>

文成林<sup>\*\*\*</sup> 陈志国<sup>\*</sup> 闫莉萍<sup>\*</sup> 周东华<sup>\*\*\*</sup>

<sup>\*</sup>(河南大学计算机与信息工程学院 开封 475001)

<sup>\*\*</sup>(清华大学智能技术与系统国家重点实验室 北京 100084)

<sup>\*\*\*</sup>(清华大学自动化系 北京 100084)

**摘要** 该文将基于模型的动态分析方法与具有统计性的多尺度信号变换方法相结合, 基于最细尺度上给定的状态模型和不同尺度上给出的多速率传感器动态系统, 建立了一组新的多尺度动态模型和多尺度误差模型; 利用确立的尺度之间的递归关系, 给出了一种新的多尺度递归数据融合估计算法, 在最细尺度上获得了状态基于全局信息的融合估计值; 理论推理证明了这种方法的正确性, 计算机仿真验证了算法的有效性。

**关键词** 多速率传感器, 动态系统, 多尺度, 递归融合

**中图分类号** TP391

## 1 引言

在自然界和工程实践中, 许多现象或过程都具有多尺度特征或多尺度效应, 同时, 人们对现象或过程的观察往往也是在不同尺度(分辨率)上进行的, 因此, 用多尺度系统理论来描述、分析这些现象或过程是十分自然的, 且能够很好地表现这些现象或过程的本质特征。多尺度系统理论研究基于下列 3 个基本出发点<sup>[1]</sup>: (1) 所研究的现象或过程具有多尺度特性或多尺度效应; (2) 无论现象或过程是否具有多尺度特性, 通常观测信号是在不同尺度(或分辨率)上得到的; (3) 无论现象或过程是否具有多尺度特性, 观测信号是否在不同尺度上或分辨率上得到, 利用多尺度算法往往能获得更多信息, 从而降低问题的不确定性及计算复杂性。

多尺度系统理论的 3 个基本出发点为我们研究传统意义下的信号处理理论和方法提供了全新的思想。这是因为现代高性能、多层次、复杂系统往往要求有多个传感器在不同尺度上对研究的现象或过程进行观测, 怎样将不同类型、不同尺度上的传感器获得的信息进行有效地综合是目前普遍关注的工作<sup>[1-8]</sup>; 本文基于多尺度系统理论的第 2 个基本出发点, 将基于模型的动态分析方法与基于统计特性的多尺度信号变换方法<sup>[1,4]</sup>相结合, 基于最细尺度上给定的状态模型和不同尺度上给出的多速率传感器动态系统, 建立一组新的多尺度动态模型和多尺度误差模型; 利用确立的尺度之间的递归关系, 给出了一种新的多尺度递归数据融合估计算法, 在最细尺度上得到状态基于全局信息的融合估计; 理论推理证明了这种方法的正确性, 计算机仿真验证了算法的有效性。这一方法丰富和发展了已有的多尺度估计方法<sup>[1,3-8]</sup>。

本文的组织如下: 第 2 节是系统描述; 第 3、4 节分别给出了多尺度状态空间模型和多尺度误差模型; 第 5 节描述了多尺度递归融合估计算法; 第 6 节是仿真结果; 在第 7 节我们对本文进行了小结。

## 2 系统描述

考虑一类单动态模型和多采样速率传感器动态系统:

$$x(N, k+1) = A(N)x(N, k) + w(N, k) \quad (1a)$$

$$z_i(i, k) = C_i(i)x_i(i, k) + v_i(i, k), \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1b)$$

<sup>1</sup> 2001-10-18 收到, 2002-03-26 改回

国家自然科学基金(No.60174011)、河南省高校杰出科研人才创新工程项目(2002KYCX007)和河南省杰出青年科学基金(No.0312001900)

其中  $(i, k)$  中指标  $i$  表示尺度, 整数  $k \geq 0$  为离散时间变量,  $N$  表示最细尺度,  $i = 1$  表示最粗尺度. 状态  $x(N, k) \in R^{n \times 1}$ ,  $z_i(i, k) \in R^{p_i \times 1} (p_i \leq n)$  为尺度  $i$  上的传感器对状态变量的观测向量,  $A(N) \in R^{n \times n}$  为系统矩阵,  $C_i(i) \in R^{p_i \times n}$  是尺度  $i$  上传感器的测量矩阵. 系统噪声  $w(N, k)$  和观测噪声  $v_i(i, k)$  均为白噪声序列且满足:

$$E\{w(N, k)\} = 0, E\{v_i(i, k)\} = 0, E\{w(N, k)w^T(N, j)\} = Q(N)\delta_{k,j}, E\{v_i(i, k)v_i^T(i, j)\} = R_i(i)\delta_{k,j}, E\{w(N, k)v_N^T(N, k)\} = S_N(N)\delta_{k,j}. \text{ 为了记号上的简便, 记}$$

$$A(N) \triangleq A, C_N(N) \triangleq C(N) = C, Q(N) \triangleq Q, R_N(N) \triangleq R(N) = R \quad (2)$$

$$S_N(N) \triangleq S(N) = S, z_N(N, k) \triangleq z(N, k), v_N(N, k) \triangleq v(N, k) \quad (3)$$

$$\Phi(N) \triangleq (A, C, Q, R, S) \quad (4)$$

本文假设传感器采样率之间为 2 倍关系, 即  $x_i(i, k) = x(N, 2^{N-i}(k-1)+1)$ .

### 3 多尺度状态空间模型

由于最细尺度  $N$  上的动态系统为

$$x(N, k+1) = A(N)x(N, k) + w(N, k), \quad z(N, k) = C(N)x(N, k) + v(N, k) \quad (5)$$

(5) 式中各参数同 (1a),(1b) 式.

**引理 1** 设矩阵  $A \in R^{n \times n}$ ,  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_s (s \leq n)$  是  $A$  的特征值, 且  $|\lambda_i| < 1, i = 1, 2, \dots, s$ ,  $k$  是任一非负整数, 则  $I + A^k$  可逆.

**定理 1** 设  $A$  的所有特征值都位于单位圆内, 则由 (5) 式分解到尺度  $i (1 \leq i < N)$  上的状态方程为

$$x(i, k+1) = A(i)x(i, k) + w(i, k), \quad z(i, k) = C(i)x(i, k) + v(i, k) \quad (6)$$

$w(i, k), v(i, k)$  是零均值的白噪声序列, 且满足

$$E\{w(i, k)w^T(i, j)\} = Q(i)\delta_{k,j}, E\{v(i, k)v^T(i, j)\} = R(i)\delta_{k,j}, E\{w(i, k)v^T(i, k)\} = S(i)\delta_{k,j} \quad (7)$$

其中状态  $x(i, k)$  为

$$x(i, k) = (1/2)[I + A(i+1)]x(i+1, 2k-1) \quad (8)$$

各尺度上的观测值  $z(i, k)$  为  $z(i, k) = (1/2)[z(i+1, 2k-1) + z(i+1, 2k)]$ . (6) 式, (7) 式中的各参数为

$$A(i) = A^2(i+1), \quad C(i) = C(i+1) \quad (9a)$$

$$Q(i) = (1/4)[I + A(i+1)][A(i+1)Q(i+1)A^T(i+1) + Q(i+1)][I + A^T(i+1)] \quad (9b)$$

$$R(i) = (1/4)[C(i+1)Q(i+1)C^T(i+1) + S^T(i+1)C^T(i+1) + C(i+1)S(i+1) + 2R(i+1)] \quad (9c)$$

$$S(i) = (1/4)[I + A(i+1)][A(i+1)Q(i+1)C^T(i+1) + A(i+1)S(i+1) + S(i+1)] \quad (9d)$$

并且记  $\Phi(i) \triangleq (A(i), C(i), Q(i), R(i), S(i))$  (证明略).

若已知  $\hat{x}(i, k|k-1) \triangleq E\{x(i, k)|z(i, k-1), z(i, k-2), \dots, z(i, 1)\}$ ,  $i = N, N-1, \dots, 1$ , 则利用 Kalman 最优预测基本方程可知<sup>[1]</sup>

## 定理 2

$$\hat{x}(i, k+1|k) = A(i)\hat{x}(i, k|k-1) + K(i, k)e(i, k) \quad (10)$$

其中

$$K(i, k) = [A(i)P(i, k|k-1)C^T(i) + S(i)][C(i)P(i, k|k-1)C^T(i) + R(i)]^{-1} \quad (11)$$

$$P(i, k+1|k) = A(i)P(i, k|k-1)A^T(i) - K(i, k)[C(i)P(i, k|k-1)A^T(i) + S^T(i)] + Q(i) \quad (12)$$

$$e(i, k) = z(i, k) - C(i)\hat{x}(i, k|k-1) \quad (13)$$

## 4 多尺度误差模型

对尺度  $i$ , 若记  $\tilde{z}(i, k) = z(i+1, 2k-1) - 2C(i+1)[I + A(i+1)]^{-1}\hat{x}(i, k|k-1)$ , 则有

**定理 3** 对任意尺度  $i$  和整数  $k$ , 序列  $\{e(i, m), m \leq k\}$  和  $\{\tilde{z}(i, l), l \leq k\}$  张成的子空间与序列  $\{z(i+1, t), t \leq 2k\}$  张成的子空间相同, 即

$$\text{span}\{e(i, m), \tilde{z}(i, l), m, l \leq k\} = \text{span}\{z(i+1, t), t \leq 2k\} \quad (14)$$

**证明** 设  $\Phi[m]$  和  $\Phi^+[m]$  分别为变换  $\Phi$  和  $\Phi^{-1}$  的脉冲响应, 则由状态空间方程 (6) 式可知, 当  $m < 0$  时, 它们均为 0, 且  $\Phi[0] = \Phi^+[0] = I_{2 \times 2}$ . 故

$$\begin{bmatrix} e(i, m) \\ \tilde{z}(i, m) \end{bmatrix} = \sum_{m=0}^{+\infty} \Phi(m)\Gamma \begin{bmatrix} z(i+1, 2(k-m)-1) \\ z(i+1, 2(k-m)) \end{bmatrix} \quad (15)$$

$$\begin{bmatrix} z(i+1, 2k-1) \\ z(i+1, 2k) \end{bmatrix} = \sum_{m=0}^{+\infty} \Gamma^{-1}\Phi^+(m) \begin{bmatrix} e(i, l-m) \\ \tilde{z}(i, l-m) \end{bmatrix} \quad (16)$$

其中

$$\Gamma = \begin{bmatrix} 1/2 & 1/2 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (17)$$

(15), (16) 式表明  $\{e(i, m), \tilde{z}(i, l); m, l \leq k\}$  和  $\{z(i+1, t), t \leq 2k\}$  可互为线性表出. 证毕

对尺度  $i$ , 若记  $\tilde{x}(i, k) = x(i, k) - \hat{x}(i, k|k-1)$ , 则有多尺度误差模型:

## 定理 4

$$\tilde{x}(i, k+1) = \tilde{A}(i, k)\tilde{x}(i, k) + \tilde{w}(i, k) \quad (18)$$

$$\begin{bmatrix} e(i, k) \\ \tilde{z}(i, k) \end{bmatrix} = \tilde{C}(i)\tilde{x}(i, k) + \tilde{v}(i, k) \quad (19)$$

其中  $\tilde{A}(i, k) = A(i) - K(i, k)C(i)$ ,  $\tilde{C}(i) = \begin{bmatrix} C(i) \\ 2C(i+1)(I + A(i+1))^{-1} \end{bmatrix}$ . 噪声  $\tilde{w}(i, k)$ ,  $\tilde{v}(i, k)$  为均值为零的白噪声, 其协方差为

$$E\{\tilde{w}(i, k)\tilde{w}^T(i, j)\} = \tilde{Q}(i, k)\delta_{k,j}, E\{\tilde{v}(i, k)\tilde{v}^T(i, j)\} = \tilde{R}(i, k)\delta_{k,j}, E\{\tilde{w}(i, k)\tilde{v}^T(i, j)\} = \tilde{S}(i, k)\delta_{k,j}$$

$$\begin{aligned}\tilde{Q}(i, k) &= K(i, k)R(i)K^T(i, k) + Q(i) - K(i, k)S(i) - S^T(i)K^T(i, k) \\ \tilde{R}(i, k) &= \begin{bmatrix} R(i) & \frac{1}{2}C(i+1)S(i+1) + \frac{1}{2}R(i+1) \\ \frac{1}{2}R(i+1) + \frac{1}{2}S^T(i+1)C^T(i+1) & R(i+1) \end{bmatrix} \\ \tilde{S}(i, k) &= \frac{1}{2}[-2K(i, k)R(i) + 2S(i) - K(i, k)R(i+1) \\ &\quad - K(i, k)C(i+1)S(i+1) + (I + A(i+1))A(i+1)S(i+1)]\end{aligned}$$

(证明略)。

**定理 5** 对尺度  $i$ , 若已知  $k$  时刻状态误差的最优预测估计值  $\hat{x}(i, k|k-1)$  和预测协方差阵  $\tilde{P}(i, k|k-1)$ , 则有基于多尺度误差模型 (18) 和 (19) 式的 Kalman 滤波<sup>[1,5]</sup>:

$$\hat{x}(i, k+1|k) = \tilde{A}(i, k)\hat{x}(i, k|k-1) + \tilde{K}(i, k) \begin{bmatrix} \mu(i, k) \\ \tilde{e}(i, k) \end{bmatrix} \quad (20)$$

其中  $\begin{bmatrix} \mu(i, k) \\ \tilde{e}(i, k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e(i, k) \\ \tilde{z}(i, k) \end{bmatrix} - \tilde{C}(i)\hat{x}(i, k|k-1)$ ,

$$\tilde{K}(i, k) = [\tilde{A}(i, k)\tilde{P}(i, k|k-1)\tilde{C}^T(i) + \tilde{S}(i, k)][\tilde{C}(i)\tilde{P}(i, k|k-1)\tilde{C}^T(i) + \tilde{R}(i, k)]^{-1},$$

$$\tilde{P}(i, k+1|k) = \tilde{A}(i, k)\tilde{P}(i, k|k-1)\tilde{A}^T(i, k) - \tilde{K}(i, k)[\tilde{C}(i)\tilde{P}(i, k|k-1)\tilde{A}^T(i, k) + \tilde{S}^T(i, k)] + \tilde{Q}(i, k).$$

## 5 多尺度递归数据融合估计算法

本节我们将给出一种新的多传感器数据融合估计算法, 其基本思想是: 利用多尺度误差方程对多尺度预测的结果进行修正, 以递归地得到最细尺度上状态基于全局测量值的最优估计值<sup>[1,5]</sup>。

**定理 6** 若已知状态  $x(i, k)$  的最优预测估计值  $\hat{x}(i, k|k-1)$  及状态误差的最优预测估计值  $\hat{\tilde{x}}(i, k|k-1)$ , 则有

$$\hat{x}(i+1, 2k-1|2k-2) = 2[I + A(i+1)]^{-1}[\hat{x}(i, k|k-1) + \hat{\tilde{x}}(i, k|k-1)] \quad (21a)$$

$$\hat{x}(i+1, 2k|2k-1) = A(i+1)\hat{x}(i+1, 2k-1|2k-2) + K(i+1, 2k-1)e(i+1, 2k-1) \quad (21b)$$

其中  $K(i+1, 2k-1)$  同 (11) 式,  $e(i+1, 2k-1)$  同 (13) 式。

**证明** 只需证 (21a) 式成立, (21b) 式可由 Kalman 滤波方程得到。为此, 记  $Z_i^k \triangleq \text{span}\{z(i, m), m \leq k\}$ ,  $Z_{i+1}^t \triangleq \text{span}\{z(i+1, \tau), \tau \leq t\}$ , 则有  $\hat{x}(i, k|k-1) = E\{x(i, k)|Z_i^{k-1}\}$ 。

又由定理 3, 我们有

$$\begin{aligned}\hat{\tilde{x}}(i, k|k-1) &= E\{x(i, k) - \hat{x}(i, k|k-1)|e(i, m), \tilde{z}(i, m), m \leq k-1\} \\ &= E\{x(i, k) - \hat{x}(i, k|k-1)|Z_{i+1}^{2k-2}\} \\ &= E\{x(i, k)|Z_{i+1}^{2k-2}\} - E\{\hat{x}(i, k|k-1)|Z_{i+1}^{2k-2}\}\end{aligned} \quad (22)$$

又  $Z_i^{k-1}$  是  $Z_{i+1}^{2k-2}$  的线性组合, 故  $Z_i^{k-1} \subset Z_{i+1}^{2k-2}$ , 且

$$E\{\hat{x}(i, k|k-1)|Z_{i+1}^{2k-2}\} = E\{E\{x(i, k)|Z_i^{k-1}\}|Z_{i+1}^{2k-2}\} = E\{x(i, k)|Z_i^{k-1}\} = \hat{x}(i, k|k-1) \quad (23)$$

由 (22), (23) 式,  $\hat{x}(i, k|k-1) + \hat{\tilde{x}}(i, k|k-1) = E\{x(i, k)|Z_{i+1}^{2k-2}\}$ , 因此, 我们有

$$2[I + A(i+1)]^{-1}(\hat{x}(i, k|k-1) + \hat{\tilde{x}}(i, k|k-1)) = E\{x(i+1, 2k-1)|Z_{i+1}^{2k-2}\} = \hat{x}(i+1, 2k-1|2k-2)。$$

若记  $\hat{x}(i, k) = E\{x(i, k)|z(l, k-1), z(l, k-2), \dots, z(l, 1); l \leq i\}$ , 则有以下多速率传感器动态系统的多尺度递归融合估计算法。

**算法描述** 对由 (1a) 和 (1b) 式描述的多速率传感器动态系统, 在最细尺度  $N$  上状态基于全局信息的融合估计值可由多尺度递归得到:

$$\hat{x}(i+1, 2k-1) = 2[I + A(i+1)]^{-1}(\hat{x}(i, k) + \hat{\hat{x}}(i, k|k-1)) \quad (24a)$$

$$\hat{x}(i+1, 2k) = A(i+1)\hat{x}(i+1, 2k-1) + K(i+1, 2k-1)c(i+1, 2k-1) \quad (24b)$$

其中  $i = 1, 2, \dots, N-1$ ,  $\hat{x}(1, k) = \hat{x}(1, k|k-1)$ 。

**算法说明** 对系统 (5) 式, 由定理 2 可得  $e(i, k)$ ,  $K(i, k)$ , 由定理 1 和 (1b) 式并利用尺度之间的采样关系, 在尺度  $i$  上可得状态方程为

$$x(i, k+1) = A(i)x(i, k) + w(i, k) \quad (25a)$$

$$z(i, k) = C(i)x(i, k) + v(i, k) \quad (25b)$$

其中 (25a) 式中的  $A(i)$  和  $x(i, k)$  分别由 (9a) 式和 (8) 式确定, 而 (25b) 式与 (6) 式中的参量有所不同, 具体为  $C(i) = \begin{bmatrix} C(i+1) \\ 2^{N-i}C_i(i) \prod_{j=N}^{i+1}(I + A(j))^{-1} \end{bmatrix}$ ,  $z(i, k) = \begin{bmatrix} z^{i+1}(i, k) \\ z_i(i, k) \end{bmatrix}$ ,  $z^{i+1}(i, k) = \frac{1}{2}[z(i+1, 2k-1) + z(i+1, 2k)]$ 。由定理 1 和 (1b) 式知  $w(i, k) \sim N(0, Q(i))$ ,

$v(i, k) = \begin{bmatrix} v^{i+1}(i, k) \\ v_i(i, k) \end{bmatrix} \sim N(0, R(i))$ , 其中  $Q(i)$  由 (9b) 式确定, 而

$$R(i) = \begin{bmatrix} R^{i+1}(i) & 0 \\ 0 & R_i(i) \end{bmatrix} \quad (26)$$

交互协方差

$$S(i) = E\{w(i, k)v^T(i, k)\} = [S^{i+1}(i) \quad 0] \quad (27)$$

(26) 和 (27) 式中的  $R^{i+1}(i)$  和  $S^{i+1}(i)$  分别由 (9c) 和 (9d) 式中  $R(i)$  写为  $R^{i+1}(i)$ ,  $S(i)$  写为  $S^{i+1}(i)$  得到。

注: 上述各式中  $z^{i+1}(i, k)$  表示将  $i+1$  尺度的观测值  $z(i+1, k)$  分解到  $i$  尺度的结果, 而  $z_i(i, k)$  表示第  $i$  个传感器的观测值;  $v^{i+1}(i, k)$ ,  $v_i(i, k)$ ,  $R^{i+1}(i)$ ,  $R_i(i)$ ,  $S^{i+1}(i)$  中各上、下指标有类似的含义。

对系统 (25a), (25b) 式, 由定理 2 得  $\hat{x}(i, k|k-1)$ ,  $K(i, k)$ ,  $c(i, k)$ ; 又分别由定理 4 和定理 5, 对其中参数做相应的适当变形可得  $\hat{x}(i, k|k-1)$ ,  $\hat{\hat{x}}(i, k|k-1)$ , ( $i = 1, 2, \dots, N$ ); 则最细尺度状态基于全局测量值的最优估计值可由 (24a), (24b) 式递归地确定。

## 6 仿真结果

在动态系统 (1a) 和 (1b) 中, 设最细尺度  $N = 3$ ,  $A(3) = 0.906$ ,  $C_i(i) = 1.0$ ,  $i = 1, 2, 3$ ;  $Q(3) = 1.0$ 。初始条件为  $x(3, 0) = 10$ ,  $P(3, 0) = 10$ 。

表 1 给出了在附加有 6 种不同观测噪声下, 在最细尺度 3 上仅利用最细尺度上一个传感器的观测信息对状态估计的绝对误差均值和融合 3 个尺度上的传感器观测信息对状态估计的绝对误差均值。表 1 中的各值和图 1 中的各曲线是 100 次 Monte Carlo 仿真的结果。针对第一种情况, 图 1 给出本文中所建立算法的计算机仿真结果。

表 1 单传感器和融合 3 个传感器滤波的绝对误差均值比较表

情况		情况 1	情况 2	情况 3	情况 4	情况 5	情况 6
观测 误差 方差	$R_3(3)$	0.40	0.80	0.36	0.90	0.50	1.00
	$R_2(2)$	0.20	0.60	0.25	0.80	0.40	0.80
	$R_1(1)$	0.10	0.40	0.16	0.70	0.30	0.60
单传感器 $R_3(3)$		0.3082	0.3633	0.2992	0.3790	0.3332	0.3965
3 个传感器		0.2687	0.3313	0.2667	0.3511	0.2978	0.3606

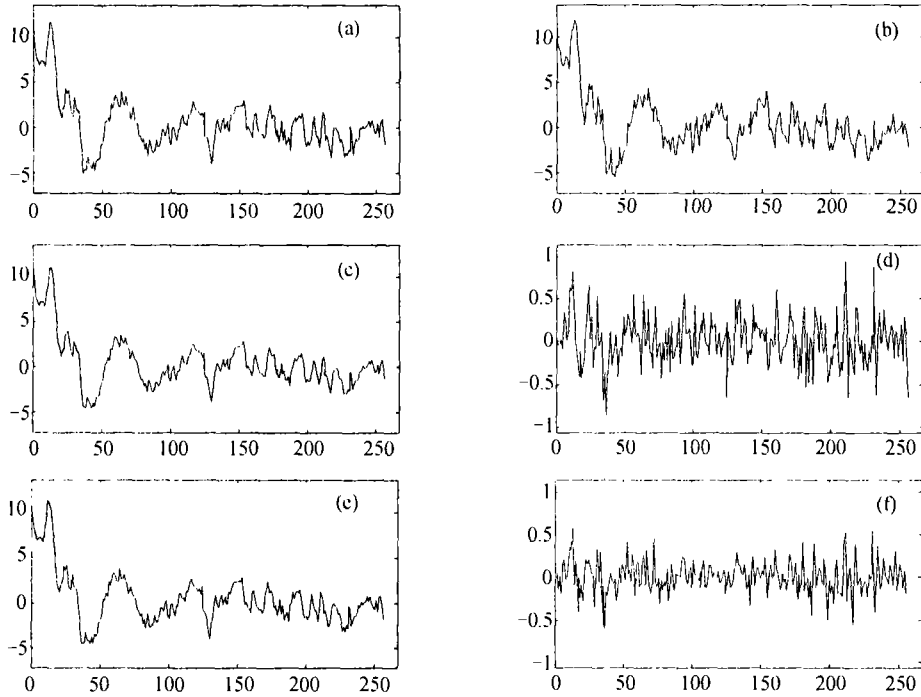


图 1 (a) 最细尺度上的原始信号; (b) 最细尺度上的观测信号; (c) 仅利用最细尺度上一个传感器的估计曲线; (d) 相应于 (c) 的估计误差; (e) 三个传感器融合估计曲线; (f) 相应于 (e) 的估计误差

## 7 结 论

本文比较详细地讨论了基于单模型多速率传感器动态系统的数据融合问题, 给出了多尺度状态空间模型和多尺度误差模型, 建立了一种新的多尺度递归数据融合算法。严格推理证明了方法的正确性, 仿真结果验证了算法的有效性。此算法也可应用于诸如图像处理、计算机视觉、数据压缩、地球物理学等许多工程应用领域。

## 参 考 文 献

- [1] 文成林, 周东华, 多尺度估计理论及其应用, 北京, 清华大学出版社, 2002, 9, 221-233.
- [2] 潘 泉, 张洪才, 戴冠中, 基于阈值决策的子波域滤波算法研究, 电子学报, 1998, 26(1), 583-586.
- [3] M. Basseville, A. Benveniste, K. C. Chou, S. A. Golden, R. Nikoukhah, A. S. Willsky, Modeling and estimation of multi-resolution stochastic processes, IEEE Trans. on Information Theory, 1992, IT-38(2), 766-784.
- [4] K. C. Chou, A. S. Willsky, R. Nikoukhah, Multiscale systems, Kalman filters, and Riccati equations, IEEE Trans. on Automatic Control, 1994, AC-39(3), 479-492.

- [5] R. Cristi, M. Tummala, Multi-rate, multi-resolution, recursive Kalman filter, *Signal Processing*, 2000, 80(9), 1945-1958.
- [6] 文成林, 周东华, 潘 泉, 张洪才, 多尺度动态模型单传感器动态系统分布式信息融合, *自动化学报*, 2001, 27(2), 158-165.
- [7] 文成林, 多传感器单模型动态系统多尺度数据融合, *电子学报*, 2001, 29(3), 341-345.
- [8] Wen Chenglin, Pan Quan, Zhang Hongcai, Dai Guanzhong, Multi-sensor single model multiscale fusion, *Control Theory and Applications*, 2000, 17(6), 841-846.

## THE MULTISCALE RECURSIVE FUSION ESTIMATION BASED ON DYNAMIC SYSTEMS OF MULTIRATE SENSORS

Wen Chenglin\* \*\*    Chen Zhiguo\*    Yan Liping\*    Zhou Donghua\*\*\*

\*(*School of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng 475001, China*)

\*\*(*Nat. Lab. of Intelligence Tech. and Syst., Tsinghua Univ., Beijing 100084, China*)

\*\*\*(*Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China*)

**Abstract** By combining the model-based analysis method for dynamic systems with multi-scale signal transformation method based on statistical characteristics, this paper proposed a group of multiscale dynamic models and multiscale error models based on the dynamic systems which consist of a state model given at the finest scale and multisensor having different sample rates at different scales. A new multiscale recursive fusion estimation algorithm is put forward by use of the recursive relationship between scales. At the finest scale the optimal fusion estimates are obtained on the basis of global information. Finally the validity of the method is proved and the effectiveness of the new algorithm is illustrated by use of an example.

**Key words** Multirate sensor, Dynamic system, Multiscale, Recursive fusion

文成林: 男, 1963年生, 副教授, 博士后, 主要研究领域为基础数学、多尺度估计理论、多传感器信息融合、故障诊断理论与应用等。已发表论文 60 余篇, 出版学术专著 1 部, 教材 4 本。

陈志国: 男, 1955年生, 副教授, 已发表论文 20 余篇, 出版教材 4 部。研究方向为计算机网络技术与信息融合技术。

闫莉萍: 女, 1979年生, 硕士生, 研究方向为多尺度随机建模与数据融合。

周东华: 男, 1963年生, 教授, 博士生导师, 中国自动化学会副秘书长、中国自动化学会技术过程的故障诊断与安全性专业委员会秘书长, 已在国内外发表学术论文 100 余篇, 出版学术专著 2 部, 目前的研究方向是故障诊断, 容错控制, 信息融合等。