

多尺度动态模型单传感器动态系统 分布式信息融合¹⁾

文成林^{1,2} 周东华¹ 潘 泉³ 张洪才³

(清华大学自动化系 北京 100084)¹

(河南大学数学系 开封 475001)² (西北工业大学自动控制系 西安 710072)³

摘 要 利用多尺度分析的思想,将基于模型的动态系统分析方法与基于统计特性的多尺度信号变换方法相结合,在不同尺度上拥有对目标状态进行不同描述的多模型动态系统,提出多尺度分布式信息融合估计新算法,在最细尺度上获得目标状态基于全局信息的融合估计值,初步解决了多尺度动态模型信息融合问题,这些工作丰富和发展了信息融合理论。

关键词 多尺度分析,小波变换,Kalman 滤波,数据融合。

DISTRIBUTED INFORMATION FUSION ALGORITHM FOR SINGLE SENSOR DYNAMIC SYSTEM ON THE BASIS OF MULTISCALE DYNAMIC MODELS

WEN Cheng-Lin^{1,2} ZHOU Dong-Hua¹ PAN Quan³ ZHANG Hong-Cai³

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084)¹

(Department of Mathematics, Henan University, Kaifeng 475001)²

(Department of Automation, Control, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072)³

Abstract Using the idea of multiscale analysis and by combining the model-based analysis method for dynamic systems with the multiscale signal transformation method, we put forward a new algorithm of multiscale distributed information fusion estimation. For multi-model dynamic systems having different description for target state at different scales, at the finest scale we can obtain the optimal fusion estimates based on global information, which give a primary solution to the information fusion estimation of multiscale dynamic systems. This work enriches and develops the information fusion theory.

Key words Multiscale analysis, wavelet transform, Kalman filtering, data fusion.

1) 国家自然科学基金、教育部、中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室开放基金、河南省自然科学基金资助项目。

1 引言

在对目标状态进行估计的过程中,由于目标具有不同程度的机动性,从而使得描述目标的状态模型也具有多样性,如何将描述目标的多个模型信息有机的结合起来是目前研究的热门课题,国内外学者对其开展了深入的研究,并取得了大量的研究成果^[1~4].在传统多模型估计方法中,描述目标状态变化的模型常常都是在单一尺度(采样率)上获得的,而自然界中的许多现象或过程却具有多尺度特征或多尺度效应,这就要求对现象或过程的描述(即建模)也应建立在不同的尺度上.作者在对小波理论中的多尺度分析理论和传统多模型估计方法详细研究的基础上^[1~4],将二者有机地结合起来,提出多尺度动态模型单传感器动态系统分布式信息融合估计新算法.

2 离散小波变换^[4]

多尺度分析的基本思想是:将待处理信号用小波变换的方法在不同的尺度上进行分解,分解到粗尺度上的信号称之为平滑信号;在细尺度上存在,而在粗尺度上消失的信号称之为细节信号;小波变换是连接不同尺度上信号的桥梁.

若将尺度 i 上向量序列 $\mathbf{x}(i, k) \in R^{n \times 1} (k \in Z)$ 写成如下形式的数据块:

$$\mathbf{X}_m(i) = [\mathbf{x}^T(i, mM_i + 1), \mathbf{x}^T(i, mM_i + 2), \dots, \mathbf{x}^T(i, mM_i + M_i)]^T, \quad (1)$$

其中 $M_i = 2^{i-1}$. 则小波变换的分析与综合变换的算子形式分别为

$$\mathbf{X}_{Vm}(i-1) = L_{i-1}^T \text{diag}\{H_{i-1}, \dots, H_{i-1}\} L_i \mathbf{X}_m(i), \quad (2)$$

$$\mathbf{X}_{Dm}(i-1) = L_{i-1}^T \text{diag}\{G_{i-1}, \dots, G_{i-1}\} L_i \mathbf{X}_m(i), \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_m(i) = & L_i^T \text{diag}\{H_{i-1}^T, \dots, H_{i-1}^T\} L_{i-1} \mathbf{X}_{Vm}(i-1) + \\ & L_i^T \text{diag}\{G_{i-1}^T, \dots, G_{i-1}^T\} L_{i-1} \mathbf{X}_{Dm}(i-1). \end{aligned} \quad (4)$$

上式中下标 V, D 分别表示 $\mathbf{X}_m(i)$ 在平滑信号空间和细节信号空间上的投影,下标 m 表示第 m 个数据块, $L_i \in R^{nM_i \times nM_i}$ 是把块向量 $\mathbf{X}_m(i)$ 变换成小波变换所需要的形式的线性算子,对角子矩阵的个数为 n , $H_{i-1}, G_{i-1} \in R^{M_{i-1} \times M_i}$ 是从尺度 i 到尺度 $i-1$ 的尺度算子和小波算子.

3 系统描述

多尺度动态模型单传感器动态系统为

$$\mathbf{x}(i, k+1) = A(i, k)\mathbf{x}(i, k) + \mathbf{w}(i, k), i = N, \dots, 2, 1, \mathbf{w}(i, k) \sim N(0, Q(i, k)), \quad (5)$$

$$\mathbf{z}(N, k) = C(N)\mathbf{x}(N, k) + \mathbf{v}(N, k), \mathbf{v}(N, k) \sim N(0, R(N)), \quad (6)$$

式中 i 表示尺度 (N 是最细尺度), $\mathbf{x}(i, k) \in R^{n \times 1}$ 是状态向量, $A(i, k) \in R^{n \times n}$ 是状态转移矩阵, 并假定 $A(i, k) = A(i)$. 在尺度 N 上, 通过传感器对状态变量 $\mathbf{x}(N, k)$ 进行观测, 其值是 $\mathbf{z}(N, k) \in R^{l \times 1}$, $C(N, k) \in R^{l \times n}$ 是观测阵(为了方便描述算法, 记 $C(N) := C(N, k)$), 并假定 $R(N) := R(N, k)$. 利用小波变换可将(6)式向粗尺度上分解, 生成^[4]

$$\mathbf{z}(i, k) = C(i)\mathbf{x}(i, k) + \mathbf{v}(i, k), \mathbf{v}(i, k) \sim N(0, R(i)), \quad (7)$$

其中

$$C(i) = C(N), R(i) = 2^{-(N-i)}R(N). \tag{8}$$

状态向量 $\mathbf{x}(i, k)$ 的初始值为一随机向量, 且

$$E\{\mathbf{x}(i, 0)\} = \mathbf{x}_{i_0}, E\{[\mathbf{x}(i, 0) - \mathbf{x}_{i_0}][\mathbf{x}(i, 0) - \mathbf{x}_{i_0}]^T\} = P_{i_0}, \tag{9}$$

假设 $\mathbf{x}(i, 0), \mathbf{w}(i, k), \mathbf{v}(N, k)$ 之间是统计独立的.

4 多尺度分布式融合估计算法

为了描述算子, 在尺度 i 上假设已获得数据块 $X_m(i)$ 的估计值 $\hat{X}_{m|m}(i)$ 和估计误差方差 $P_{m|m}(i)$. 为了开始计算, 需要利用数据块的初始条件 $\hat{X}_{0|0}(i), P_{0|0}(i)$, 它们为

$$\hat{X}_{0|0}(i) = \begin{bmatrix} A(i, 0) \\ \prod_{r=0}^1 A(i, r) \\ \vdots \\ \prod_{r=0}^{M_i-1} A(i, r) \end{bmatrix} \mathbf{x}_{i_0}, \tag{10a}$$

$$P_{0|0}(i) = \begin{bmatrix} A(i, 0) \\ \prod_{r=0}^1 A(i, r) \\ \vdots \\ \prod_{r=0}^{M_i-1} A(i, r) \end{bmatrix} P_{i_0} \begin{bmatrix} A(i, 0) \\ \prod_{r=0}^1 A(i, r) \\ \vdots \\ \prod_{r=M_i-1}^0 A(i, r) \end{bmatrix}^T + B_0(i)Q_0(i)B_0^T(i), \tag{10b}$$

其中

$$B_0(i) = \begin{bmatrix} I & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ A(i, 1) & I & 0 & \cdots & 0 \\ A(i, 2)A(i, 1) & A(i, 1) & I & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \prod_{r=1}^{M_i-1} A(i, r) & \prod_{r=2}^{M_i-1} A(i, r) & \prod_{r=3}^{M_i-1} A(i, r) & \cdots & I \end{bmatrix}, \tag{11}$$

$$Q_0(i) = \text{diag}[Q(i, 0), Q(i, 1), Q(i, 2), \dots, Q(i, M_i - 1)]. \tag{12}$$

对状态第 $m+1$ 块的值进行预测, 得状态的预测值及误差方差阵

$$\hat{X}_{m+1|m}(i) = A_m(i)\hat{X}_{m|m}(i), \tag{13}$$

$$P_{m+1|m}(i) = A_m(i)P_{m|m}(i)A_m^T(i) + B_m(i)Q_m(i)B_m^T(i), \tag{14}$$

这里

$$Q_m(i) = \text{diag}[Q(i, mM_i + 1), Q(i, mM_i + 2), \dots, Q(i, mM_i + 2M_i - 1)], \tag{15}$$

$$A_m(i) = \text{diag}\left[\prod_{r=1}^{M_i-1} A(i, mM_i + r), \prod_{r=0}^{M_i-1} A(i, mM_i + 1 + r), \dots\right]$$

$$\prod_{r=0}^{M_i-1} A(i, mM_i + M_i - 1 + r) \Big], \quad (16)$$

$$B_m(i) = \begin{bmatrix} \prod_{r=1}^{M_i-1} A(i, mM_i + j) & \prod_{r=2}^{M_i-1} A(i, mM_i + r) & \cdots & I & \cdots & 0 \\ 0 & \prod_{r=1}^{M_i-1} A(i, mM_i + r) & \cdots & A(i, M_i - 1) & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \prod_{r=1}^{M_i-1} A(i, mM_i + r) & \cdots & I \end{bmatrix}.$$

用小波变换将 $\hat{X}_{m+1|m}(N)$ 分解到尺度 $i (=N-1, \dots, 2, 1)$ 上, 生成平滑信号 $\hat{X}_{V_{m+1|m}}^N(i)$ 和细节信号 $\hat{X}_{D_{m+1|m}}^N(i)$

$$\hat{X}_{V_{m+1|m}}^N(i) = L_i^T \text{diag} \left[\sum_{q=i}^{N-1} H_q, \dots, \sum_{q=i}^{N-1} H_q \right] L_N \hat{X}_{m+1|m}(N), \quad (17)$$

$$\hat{X}_{D_{m+1|m}}^N(i) = L_i^T \text{diag} \left[G_i \sum_{q=i+1}^{N-1} H_q, \dots, G_i \sum_{q=i+1}^{N-1} H_q \right] L_N \hat{X}_{m+1|m}(N), \quad (18)$$

$$P_{V_{m+1|m}}^N(i) = L_i^T \text{diag} \left[\sum_{q=i}^{N-1} H_q, \dots, \sum_{q=i}^{N-1} H_q \right] L_N P_{m+1|m}(N) L_N^T \text{diag} \left[\sum_{q=N-1}^i H_q^T, \dots, \sum_{q=N-1}^i H_q^T \right] L_i. \quad (19)$$

在尺度 i 上 ($i=N, \dots, 2, 1$) 得到来自尺度 N 和本尺度 i 上状态第 $m+1$ 个块的两个预测值 $\hat{X}_{V_{m+1|m}}^N(i), \hat{X}_{m+1|m}(i)$ 及两个相应的预测误差方差阵 $P_{V_{m+1|m}}^N(N), P_{m+1|m}(i)$; 将二者有机地融合在一起, 作为尺度 i 上的第 $m+1$ 个数据块状态的预测值和预测误差方差阵, 在不发生混淆的情况下仍记为 $\hat{X}_{V_{m+1|m}}^N(i), P_{V_{m+1|m}}^N(N)$.

若将式(7)写成算子形式

$$Z_{m+1}(i) = C_{m+1}(i) X_{m+1}(i) + V_{m+1}(i), V_{m+1}(i) \sim N(0, R_{m+1}(i)). \quad (20)$$

那么, 在尺度 i 上, 可用状态第 $m+1$ 个块的状态预测值预测第 $m+1$ 个块测量值

$$\hat{Z}_{V_{m+1|m}}(i) = C_{m+1}(i) \hat{X}_{V_{m+1|m}}^N(i), \quad (21)$$

其中

$$C_{m+1}(i) = \text{diag} [C(i, (m+1)M_i + 1), \dots, C(i, (m+1)M_i + M_i)], \quad (22)$$

$$R_{m+1}(i) = \text{diag} [R(i, (m+1)M_i + 1), \dots, R(i, (m+1)M_i + M_i)]. \quad (23)$$

作者用 Kalman 滤波对状态预测值进行更新, 得到状态第 $m+1$ 块的估计值

$$\hat{X}_{V_{m+1|m+1}}(i) = \hat{X}_{V_{m+1|m}}^N(i) + K_{m+1}(i) [Z_{m+1}(i) - \hat{Z}_{V_{m+1|m}}(i)], \quad (24)$$

$$K_{m+1}(i) = P_{V_{m+1|m}}^N(i) C_{m+1}^T(i) [C_{m+1}(i) P_{V_{m+1|m}}^N(i) C_{m+1}^T(i) + R_{m+1}(i)]^{-1}, \quad (25)$$

$$P_{V_{m+1|m+1}}^N(i) = P_{V_{m+1|m}}^N(i) - P_{V_{m+1|m}}^N(i) C_{m+1}^T(i) K_{m+1}^T(i) - K_{m+1}(i) C_{m+1}(i) P_{V_{m+1|m}}^N(i) + K_{m+1}(i) [C_{m+1}(i) P_{V_{m+1|m}}^N(i) C_{m+1}^T(i) + R_{m+1}(i)] K_{m+1}^T(i). \quad (26)$$

在利用小波变换分解的过程中,其误差也被传播到平滑信号空间 V_i 和各个细节信号空间 $D_l(l, j=N-1, \dots, i)$, 若记

$$\tilde{\mathbf{X}}_{m+1|m}^N(i) = \begin{bmatrix} \tilde{\mathbf{X}}_{V_{m+1|m}}^N(i) \\ \tilde{\mathbf{X}}_{D_{m+1|m}}^N(i) \\ \tilde{\mathbf{X}}_{D_{m+1|m}}^N(i+1) \\ \vdots \\ \tilde{\mathbf{X}}_{D_{m+1|m}}^N(N-1) \end{bmatrix}, \quad T(i) = \begin{bmatrix} \prod_{q=N-1}^i H_q \\ G_i \prod_{q=N-1}^i H_q \\ \vdots \\ G_{N-2} H_{N-2} \\ G_{N-1} \end{bmatrix}, \quad (27a), (27b)$$

$$P_{m+1|m}^N(i) = E\{[\tilde{\mathbf{X}}_{m+1|m}^N(i)][\tilde{\mathbf{X}}_{m+1|m}^N(i)]^T\} = \begin{bmatrix} P_{VV_{m+1|m}}^N(i) & P_{VD_{m+1|m}}^N(i) \\ P_{DV_{m+1|m}}^N(i) & P_{DD_{m+1|m}}^N(i) \end{bmatrix} = L_i^T \text{diag}\{T(i) \cdots T(i)\} L_N P_{m+1|m}(N) L_N^T \text{diag}\{T^T(i) \cdots T^T(i)\} L_i, \quad (27c)$$

其中

$$P_{VD_{m+1|m}}^N(i) = [P_{VD_{m+1|m}}^N(i, i), P_{VD_{m+1|m}}^N(i, i+1), \dots, P_{VD_{m+1|m}}^N(i, N-1)], \quad (28)$$

$$P_{DV_{m+1|m}}^N(i) = [P_{DV_{m+1|m}}^N(i, i), P_{DV_{m+1|m}}^N(i+1, i), \dots, P_{DV_{m+1|m}}^N(N-1, i)]^T, \quad (29)$$

$$P_{DD_{m+1|m}}^N(j, l) = L_j^T \text{diag}\left[G_j \sum_{q=j+1}^{N-1} H_q, \dots, G_j \sum_{q=j+1}^{N-1} H_q\right] L_N P_{m+1|m}(N) \times L_N^T \text{diag}\left[\sum_{q=N-1}^{l+1} H_q^T G_l^T, \dots, \sum_{q=N-1}^{l+1} H_q^T G_l^T\right] L_l, \quad (30)$$

$$P_{VD_{m+1|m}}^N(i, l) = L_i^T \text{diag}\left[\sum_{q=i}^{N-1} H_q, \dots, \sum_{q=i}^{N-1} H_q\right] L_N P_{m+1|m}(N) \times L_N^T \text{diag}\left[\sum_{q=N-1}^{l+1} H_q, G_l^T, \dots, \sum_{q=N-1}^{l+1} H_q G_l^T\right] L_l, \quad (31)$$

$$P_{DV_{m+1|m}}^N(l, i) = (P_{VD_{m+1|m}}^N(i, l))^T, P_{VV_{m+1|m}}^N(i, i) = P_{VV_{m+1|m}}^N(i). \quad (32)$$

注意到,在用 Kalman 滤波进行更新的过程中,细节信号并没有更新,但为了方便注记,它们也随之变化为

$$\hat{\mathbf{X}}_{D_{m+1|m+1}}^N(l) := \hat{\mathbf{X}}_{D_{m+1|m}}^N(l), P_{DD_{m+1|m+1}}^N(i) = P_{DD_{m+1|m}}^N(i), l = i, \dots, N, \quad (33)$$

$$P_{VD_{m+1|m+1}}^N(i, r) = (P_{VD_{m+1|m+1}}^N(r, i))^N = [I - K_{m+1}(i)_{m+1}(i)] P_{VD_{m+1|m}}^N(i, r). \quad (34)$$

从尺度 i 开始,用小波变换的综合形式(4)把更新过的数据 $\hat{\mathbf{X}}_{V_{m+1|m+1}}^N(i)$ 和细节信号 $\hat{\mathbf{X}}_{D_{m+1|m+1}}^N(i), \hat{\mathbf{X}}_{D_{m+1|m+1}}^N(i+1), \dots, \hat{\mathbf{X}}_{D_{m+1|m+1}}^N(N-1)$ 进行综合,在尺度 N 上得到状态 $\mathbf{X}_{m+1}(N)$ 基于尺度 i 上状态模型的估计值 $\mathbf{X}_{m+1|m+1}^i(N)$.

$$\hat{\mathbf{X}}_{m+1|m+1}^i(N) = L_N^T \text{diag}\{T^T(i), \dots, T^T(i)\} L_i \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{X}}_{V_{m+1|m+1}}^N(i) \\ \hat{\mathbf{X}}_{D_{m+1|m+1}}^N(i) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{X}}_{D_{m+1|m+1}}^N(N-1) \end{bmatrix}, \quad (35)$$

$$P_{m+1|m+1}^i(N) = L_N^T \text{diag}\{T^T(i), \dots, T^T(i)\} L_i P_{m+1|m+1}^N(i) L_i^T \text{diag}\{T(i), \dots, T(i)\} L_N, \quad (36)$$

其中

$$P_{m+1|m+1}^i(N) = \begin{bmatrix} P_{VV_{m+1|m+1}}^N(i) & P_{VD_{m+1|m+1}}^N(i) \\ P_{DV_{m+1|m+1}}^N(i) & P_{DD_{m+1|m+1}}^N(i) \end{bmatrix}. \quad (37)$$

在尺度 N 上,得到基于不同尺度上状态模型的 N 个估计值 $\hat{X}_{m+1|m+1}^i(N)$ ($i=N, \dots, 1$). 需按照概率加权综合,得到状态基于全局的融合估计值的估计误差方差阵^[1,3,4]

$$\hat{X}_{m+1|m+1}(N) = \sum_{i=1}^N \hat{X}_{m+1|m+1}^i(N) \mu_{m+1|m+1}(i), \quad (38)$$

$$P_{m+1|m+1}(N) = \left\{ \sum_{i=1}^N \mu_{m+1|m+1}(i) P_{m+1|m+1}^i(N) + [\hat{X}_{m+1|m+1}(N) - \hat{X}_{m+1|m+1}^i(N)] \times [\hat{X}_{m+1|m+1}(N) - \hat{X}_{m+1|m+1}^i(N)]^T \right\}. \quad (39)$$

5 例子

用一个传感器跟踪一个机动目标,为此采用“交互作用多模型”(IMM)算法,选取三个模型来适应目标的机动,即 $N=3$.

模型3. 目标做近似等加速运动, $\mathbf{x}(3,k) = [x_1, x'_1, x''_1, x_2, x'_2, x''_2, x_3, x'_3]^T$,

$$A(3,k) = \begin{bmatrix} 1 & T & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & T & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$Q(3,k) = \begin{bmatrix} \frac{T^4}{4} & \frac{T^3}{2} & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{T^3}{2} & T^2 & T & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \frac{T^2}{2} & T & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{T^4}{4} & \frac{T^3}{2} & \frac{T^2}{2} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{T^3}{2} & T^2 & T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{T^2}{2} & T & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{T^4}{4} & \frac{T^3}{2} \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \frac{T^3}{2} & T^2 \end{bmatrix} \sigma_w^2,$$

初始值是 $[20\ 000, 0, 0, 20\ 000, -300, 0, 10\ 000, 0]^T$, $\sigma_w^2 = 7.5\text{m/s}^2$, 转弯半径1 500m.

模型2. 目标做近似匀速直线运动, $x(2, k) = [x_1, x'_1, x_2, x'_2, x_3, x'_3]^T$,

$$A(2, k) = \begin{bmatrix} 1 & 2T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 2T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 2T \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

$$Q(2, k) = \begin{bmatrix} 5T^4/4 & 5T^4/4 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 3T^3/2 & T^2 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 5T^4/4 & 5T^4/4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3T^3/2 & T^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 5T^4/4 & 5T^4/4 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 3T^3/2 & T^2 \end{bmatrix} \sigma_w^2,$$

初始值是 $[20\ 000, 0, 20\ 000, -300, 10\ 000, 0]^T$, $\sigma_w^2 = 5\text{m/s}^2$.

模型1. 对机动开始和结束时的目标运动, 须采用更大的加速度来适应, 即仍然使用模型3, 但取更大的 σ_w^2 , 初始值是 $[20\ 000, 0, 0, 20\ 000, -300, 0, 10\ 000, 0]^T$, $\sigma_w^2 = 40\text{m/s}^2$, 观测阵是

$$C(3, k) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix},$$

$$R(3, k) = \text{diag}[10\ 000, 0, 0, 10\ 000, 0, 0, 0, 0].$$

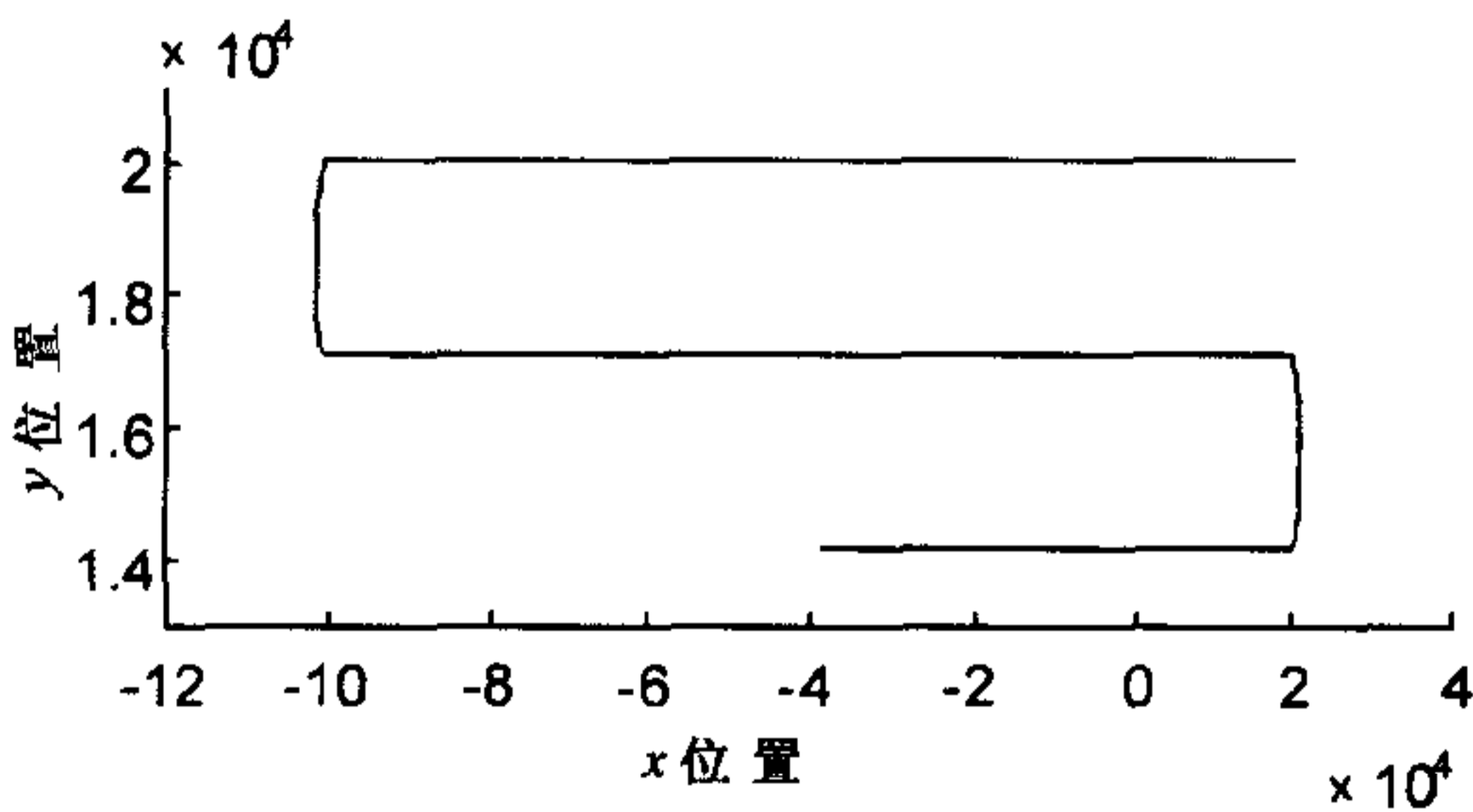


图1 在尺度3上目标的真实轨迹

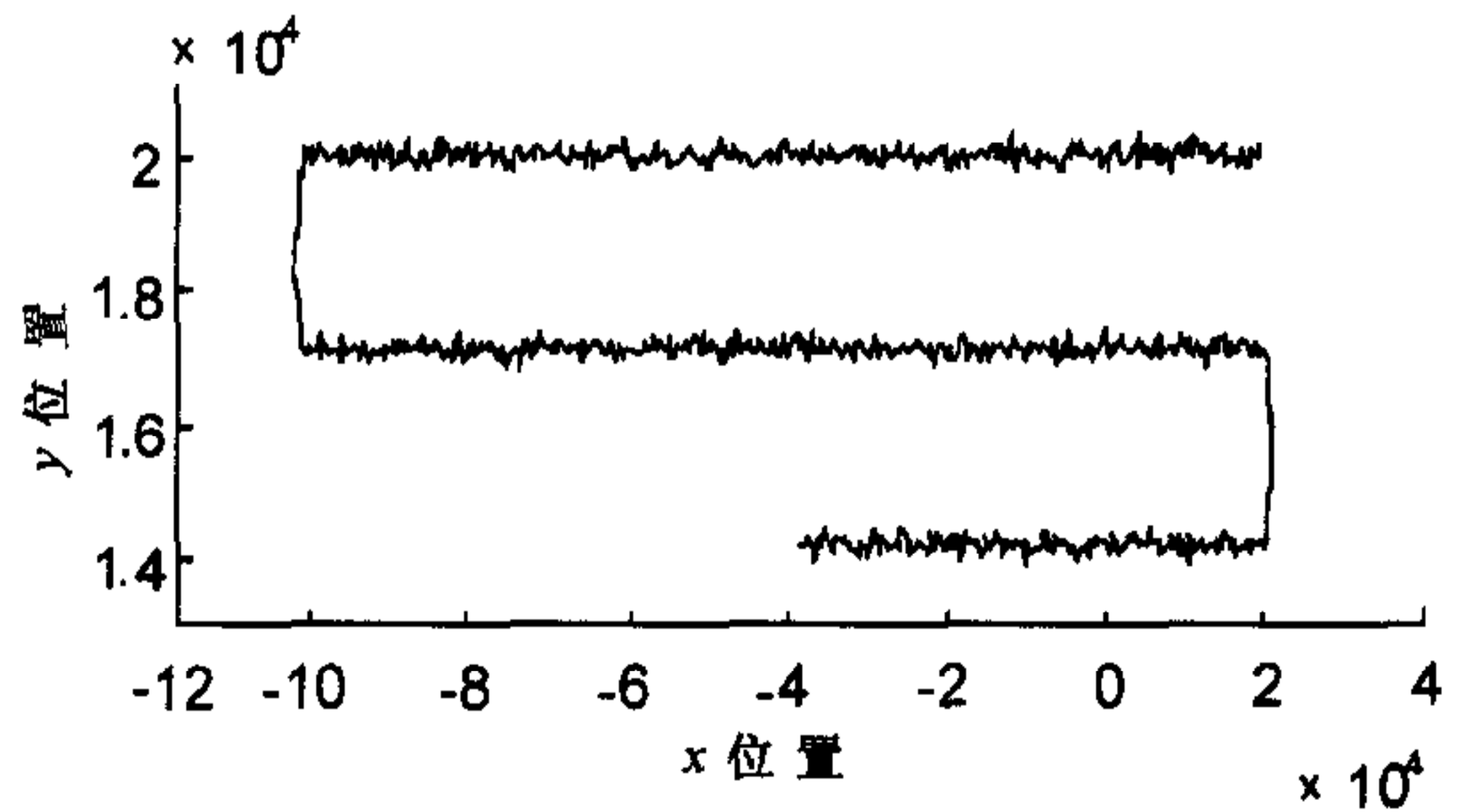


图2 尺度3上对目标实际观测的结果

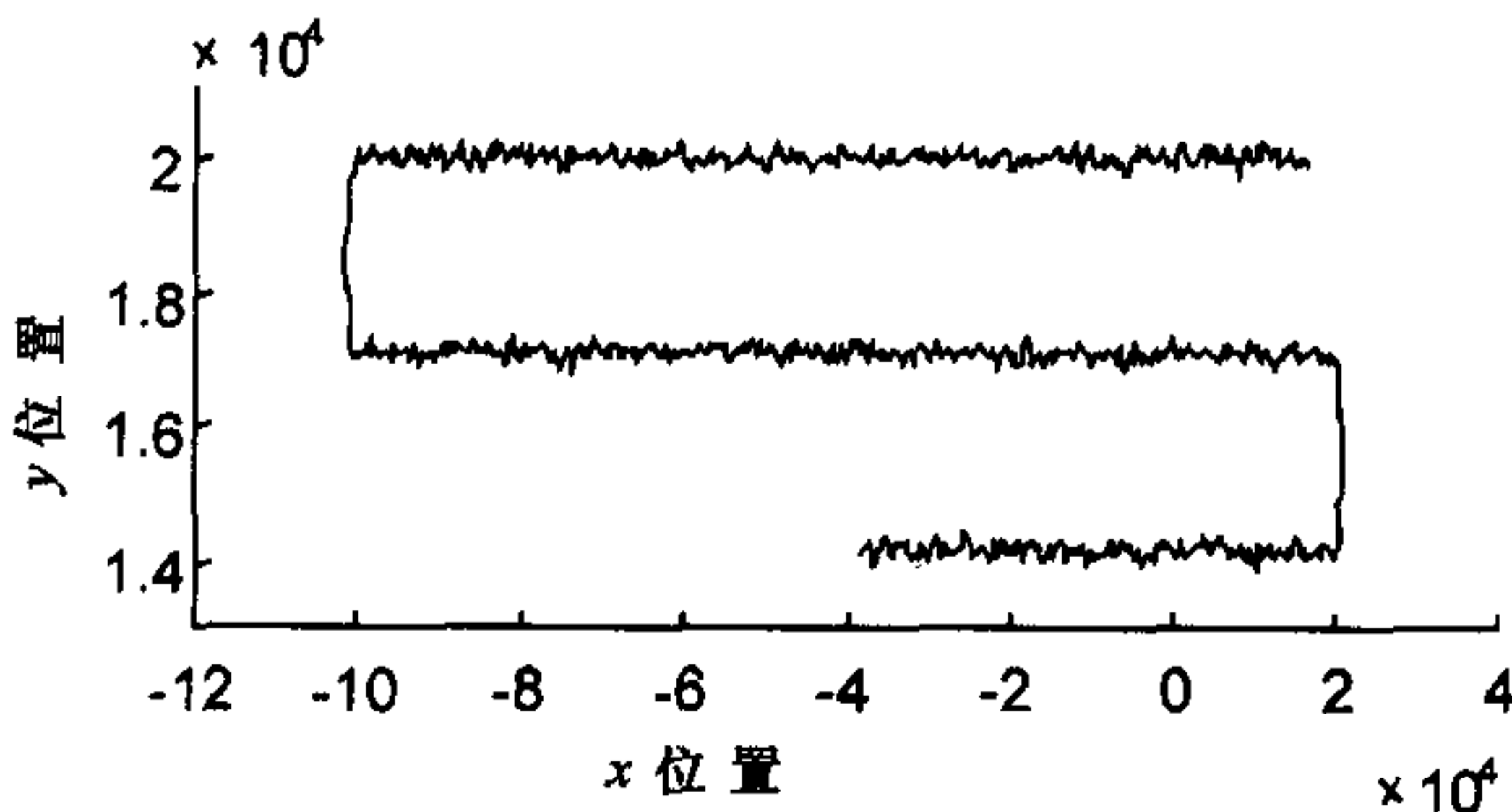


图3 尺度3上状态基于模型3的估计结果

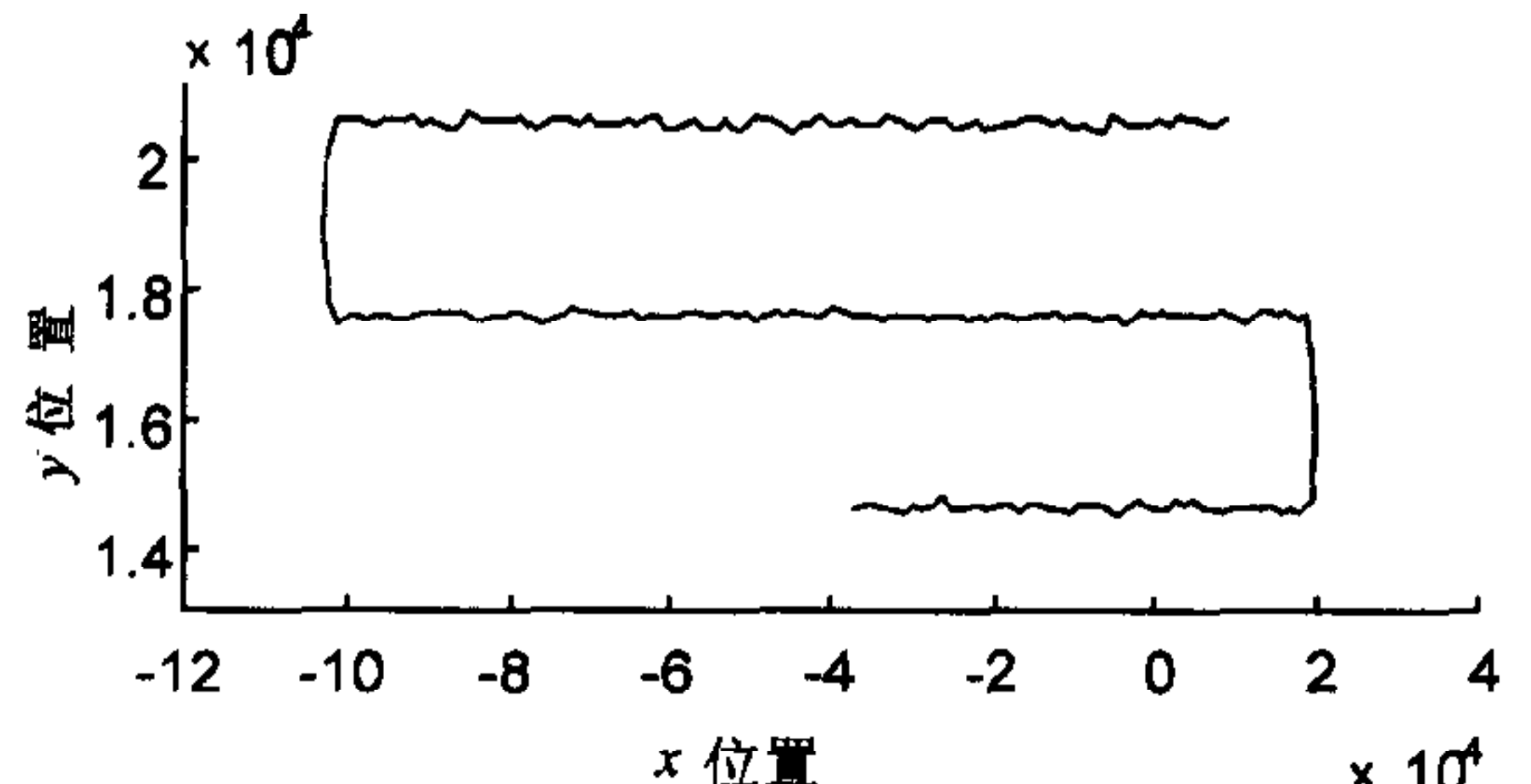


图4 尺度3上状态基于模型3, 2, 1的融合估计结果

作者分别用 Dau2, Dau4 滤波器进行了计算机仿真试验,结果表明此算法非常有效.图1,2,3,4给出了使用 Dau4 滤波器计算机仿真结果,从图中可以看出,随着利用模型数的增加,其滤波效果越来越好.此种思想也可以用在多模型多传感器动态系统的信息融合方法中.

参 考 文 献

- 1 潘泉. 自适应目标跟踪算法[学位论文]. 西安:西北工业大学,1997
- 2 孙红岩,毛士艺. 推广的多传感器数据的分层融合算法. 北京航空航天大学学报,1996,22(1):16~22
- 3 Lang Hong. Distributed filtering using set models. *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*,1992,28(4):1144~1153
- 4 文成林. 多尺度估计理论及方法研究[学位论文]. 西安:西北工业大学,1999

文成林 1963年生,1999年在西北工业大学获博士学位,现在清华大学控制科学与工程博士后流动站工作. 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,出版学术著作两部.

周东华 1963年生,江苏人,1990年在上海交通大学获博士学位. 目前为清华大学自动化系教授、博士生导师,兼任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.