

单传感器单模型动态系统多尺度分解与估计新算法

文成林^{1,2}, 金 锋³, 周东华¹

(1. 清华大学自动化系, 北京 100084; 2. 河南大学计算机与信息工程学院, 河南开封 475001; 3. 北京理工大学自动控制系, 北京 100081)

摘 要: 本文将基于模型的动态系统分析方法与具有统计特性的多尺度信号变换方法相结合, 基于某一尺度上给定的单传感器单模型动态系统, 建立起一个新的多尺度动态模型. 基于建立的多尺度模型和标准 Kalman 滤波, 提出一个能同时对随机信号进行多尺度分解与多尺度估计的新算法. 获得比仅在原始尺度上进行 Kalman 滤波好的处理效果, 应用 Monte Carlo 仿真验证了算法的有效性.

关键词: 多尺度估计; 动态系统; 随机信号; Kalman 滤波; 小波变换

中图分类号: TN911.72 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2002) 06 0819-04

A New Algorithm of Multiscale Decomposition and Estimation for Single Sensor and Single Model

WEN Cheng lin^{1,2}, JIN Feng³, ZHOU Dong hua¹

(1. Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. Institute of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng, Henan 475001, China;

3. Department of Automatic Control, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: By combining the model based analysis for dynamic systems with multiscale signal transformation, we propose a new multiscale dynamic model based on dynamic system with single model and single sensor at one given scale. By developing Kalman filtering we put forward a new multiscale algorithm for stochastic signal on the basis of the multiscale dynamic model, and we can simultaneously implement decomposition and estimation for stochastic signal. The estimates obtained by use of the new algorithm is more accurate than the results based on Kalman filtering at the finest scale. A set of Monte Carlo simulations is performed, and the results show the efficiency of our new algorithm.

Key words: multiscale estimation; dynamic system; stochastic signal; Kalman filtering; wavelet transform

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, 它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三个基本出发点^[3]:

(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上(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复杂性.

多尺度系统理论三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; 而另一个同样重要又往往被忽视的工作是: 如何将某一尺度或分辨率上已获取的信号在不同尺度上进行描述和分析, 即将多尺度系统理论的第三个基本点扩展为: 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或分辨率上得到, 利用多尺度算法和具有先验信息的动态系统的估计、辨识理论相结合, 能获取更多信息, 从而降低问题的不确定性.

因此, 本文中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, 给出一种基于 Kalman 滤波的随机信号多尺度分解与估计联合算法, 发展和丰富了已有的多尺度估计方法^[1-7].

2 系统描述

一类在某一尺度(原始尺度或最细尺度) N 上建立的单传感器单模型动态系统为

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

$$z(N, k+1) = C(N, k)x(N, k) + v(N, k) \quad (2)$$

上式中, $\mathbf{x}(N, k) \in R^{n \times 1}$ 是状态向量, $\mathbf{A}(N, k) \in R^{n \times n}$ 是系统矩阵(假定为常矩阵, 记为 \mathbf{A}), 系统噪声是一随机序列 $\mathbf{w}(N, k) \in R^{n \times 1}$, 且

$$E\{\mathbf{w}(N, k)\} = 0, E\{\mathbf{w}(N, k)\mathbf{w}^T(N, j)\} = \mathbf{Q}(N, k)\delta_{kj} \quad (3)$$

利用传感器(2)对状态参数进行观测, 其值是 $z(N, k) \in R^{m \times 1}$ ($m \leq n$), $\mathbf{C}(N, k) \in R^{m \times n}$ 是观测矩阵(假定为常矩阵, 记为 \mathbf{C}), 观测噪声是一随机序列 $\mathbf{v}(N, k) \in R^{m \times 1}$, 且

$$E\{\mathbf{v}(N, k)\} = 0, E\{\mathbf{v}(N, k)\mathbf{v}^T(N, j)\} = \mathbf{R}(i, k)\delta_{kj} \quad (4)$$

状态变量的初始值 $\mathbf{x}(N, 0)$ 为一随机向量, 且有

$$E\{\mathbf{x}(N, 0)\} = x_0, E\{[\mathbf{x}(N, 0) - x_0][\mathbf{x}(N, 0) - x_0]^T\} = \mathbf{P}_0 \quad (5)$$

假设 $\mathbf{x}(N, 0)$ 、 $\mathbf{w}(N, k)$ 、 $\mathbf{v}(N, k)$ 之间互不相关。

3 离散小波变换

在尺度 i 上, 对给定的信号序列 $\mathbf{x}(i, k) \in R^{n \times 1}$, 若将其分割成长度为 $M_i = 2^{i-1}$ ($i = N-1, \dots, 1, M = 2^{N-1}$) 的数据块

$$\mathbf{X}_m(i) = [\mathbf{x}^T(i, mM_i+1), \dots, \mathbf{x}^T(i, mM_i+M_i)]^T \quad (6)$$

则分块小波变换的分析与综合形式分别为

$$\mathbf{X}_{Vm}(i-1) = \mathbf{H}_{i-1}\mathbf{X}_m(i) \quad (7)$$

$$\mathbf{X}_{Dm}(i-1) = \mathbf{G}_{i-1}\mathbf{X}_m(i) \quad (8)$$

$$\mathbf{X}_m(i-1) = \mathbf{H}_{i-1}^T\mathbf{X}_{Vm}(i-1) + \mathbf{G}_{i-1}^T\mathbf{X}_{Dm}(i-1) \quad (9)$$

其中

$$\mathbf{H}_{i-1} = L_{i-1}^T \text{diag}\{H_{i-1}, \dots, H_{i-1}\} L_i \quad (10)$$

$$\mathbf{G}_{i-1} = L_{i-1}^T \text{diag}\{G_{i-1}, \dots, G_{i-1}\} L_i \quad (11)$$

上式中, \mathbf{H}_{i-1} 和 \mathbf{G}_{i-1} 是相应的尺度算子与小波算子, 下标 m ($= 0, 1, 2, \dots$) 表示第 m 个数据块, 下标 V, D 分别表示信号经小波变换分解后在低一尺度上生成的平滑信号和细节信号。式(10)和(11)中对角子阵的个数与信号的维数 n 相等, $L_i \in R^{nM_{i-1} \times nM_i}$ 是将数据块 $\mathbf{X}_m(i)$ 变换成适应于小波变换形式的线性算子^[3]。

现在我们利用小波变换对数据块 $\mathbf{X}_m(N)$ 进行分解直至尺度 i 上, 则有

$$\begin{bmatrix} \mathbf{X}_{Vm}(i) \\ \mathbf{X}_{Dm}(i) \\ \mathbf{X}_{Dm}(i+1) \\ \vdots \\ \mathbf{X}_{Dm}(N-1) \end{bmatrix} = \bar{\mathbf{T}}(i)\mathbf{X}_m(N) \quad (12)$$

其中

$$\bar{\mathbf{T}}(i) = \begin{bmatrix} \prod_{r=i}^{N-1} \mathbf{H}_r \\ \mathbf{G}_{i-1} \prod_{r=i+1}^{N-1} \mathbf{H}_r \\ \vdots \\ \mathbf{G}_{N-2} \mathbf{H}_{N-1} \\ \mathbf{G}_{N-1} \end{bmatrix} \quad (13)$$

且

$$\bar{\mathbf{T}}^T(i)\bar{\mathbf{T}}(i) = \mathbf{I}$$

4 信号的多尺度分解与多尺度估计算法

© 将状态向量和测量向量分割成形如式(6)的数据块, 下面

我们将分析数据块 $\mathbf{X}_{m+1}(N)$ 与 $\mathbf{X}_m(N)$ 之间的动态关系。

由于数据 $\mathbf{X}_{m+1}(N)$ 中的元素 $\mathbf{x}(N, (m+1)M+1)$ 可用 $\mathbf{X}_m(N)$ 中 M 个元素分别表示

$$\mathbf{x}(N, (m+1)M+1) = \mathbf{A}\mathbf{x}(N, mM+M) + \mathbf{w}(N, mM+M) \quad (14)$$

$$\mathbf{x}(N, (m+1)M+1) = \mathbf{A}^2\mathbf{x}(N, mM+M-1) + \mathbf{A}\mathbf{w}(N, mM+M-1) + \mathbf{w}(N, mM+M) \quad (15)$$

⋮

$$\mathbf{x}(N, (m+1)M+1) = \mathbf{A}^{l+1}\mathbf{x}(N, mM+M-l) + \sum_{r=l}^0 \mathbf{A}^r\mathbf{w}(N, mM+M-r), 2 \leq l < M-1 \quad (16)$$

⋮

$$\mathbf{x}(N, (m+1)M+1) = \mathbf{A}^M\mathbf{x}(N, mM+1) + \sum_{r=M-1}^0 \mathbf{A}^r\mathbf{w}(N, mM+M-r) \quad (17)$$

$$\text{因此, } \mathbf{x}(N, (m+1)M+1) = \frac{1}{M} \sum_{i=0}^{M-1} \mathbf{A}^{M-i}\mathbf{x}(N, mM+i) + \bar{\mathbf{w}}(N, (m+1)M+1) \quad (18)$$

$$\text{这里 } \bar{\mathbf{w}}(N, (m+1)M+1) = \sum_{i=1}^M \frac{i}{M} \mathbf{A}^{M-i}\mathbf{w}(N, mM+i) \quad (19)$$

如此这样分析下去, 则

$$\mathbf{x}(N, (m+1)M+M) = \mathbf{A}^M\mathbf{x}(N, mM+M) + \bar{\mathbf{w}}(N, (m+1)M+M) \quad (20)$$

其中

$$\bar{\mathbf{w}}(N, (m+1)M+M) = \sum_{i=1}^M \mathbf{A}^{M-i}\mathbf{w}(N, mM+M-1+i) \quad (21)$$

因此, 数据块 $\mathbf{X}_{m+1}(N)$ 与 $\mathbf{X}_m(N)$ 之间的动态关系可写成

$$\begin{bmatrix} \mathbf{x}(N, (m+1)M+1) \\ \mathbf{x}(N, (m+1)M+2) \\ \mathbf{x}(N, (m+1)M+3) \\ \vdots \\ \mathbf{x}(N, (m+1)M+M) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{1}{M}\mathbf{A}^M & \frac{1}{M}\mathbf{A}^{M-1} & \dots & \frac{1}{M}\mathbf{A}^2 & \frac{1}{M}\mathbf{A} \\ 0 & \frac{1}{M-1}\mathbf{A}^M & \dots & \frac{1}{M-1}\mathbf{A}^3 & \frac{1}{M-1}\mathbf{A}^2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \frac{1}{2}\mathbf{A}^M & \frac{1}{2}\mathbf{A}^{M-1} \\ 0 & 0 & \dots & 0 & \mathbf{A}^M \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \mathbf{x}(N, mM+1) \\ \mathbf{x}(N, mM+2) \\ \mathbf{x}(N, mM+3) \\ \vdots \\ \mathbf{x}(N, mM+M) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{M}\mathbf{A}^{M-1} & \frac{2}{M}\mathbf{A}^{M-2} & \frac{3}{M}\mathbf{A}^{M-3} & \dots & \mathbf{I} & \dots & 0 \\ 0 & \frac{1}{M-1}\mathbf{A}^{M-1} & \frac{2}{M-1}\mathbf{A}^{M-2} & \dots & \mathbf{A} & \dots & 0 \\ 0 & 0 & \frac{1}{M-1}\mathbf{A}^{M-1} & \dots & \mathbf{A}^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & 0 & \mathbf{A}^{M-1} & \dots & \mathbf{I} \end{bmatrix}$$

$$\cdot \begin{bmatrix} \mathbf{w}(N, mM+1) \\ \vdots \\ \mathbf{w}(N, mM+M) \\ \vdots \\ \mathbf{w}(N, mM+2M-1) \end{bmatrix} \quad (22)$$

亦即

$$\mathbf{X}_{m+1}(N) = \mathbf{A}_m(N) \mathbf{X}_m(N) + \mathbf{W}_m(N) \quad (23)$$

$$\mathbf{E}\{\mathbf{W}_m(N)\} = \mathbf{0} \quad (24)$$

$$\mathbf{E}\{\mathbf{W}_m(N) \mathbf{W}_m^T(N)\} = \mathbf{B}_m(N) \mathbf{Q}_m(N) \mathbf{B}_m^T(N) \quad (25)$$

$$\mathbf{Q}_m(N) = \text{diag}\{\mathbf{Q}, \mathbf{Q}, \dots, \mathbf{Q}\} \quad (26)$$

同样, 测量方程也可写成分块形式

$$\begin{bmatrix} z(N, mM+1) \\ z(N, mM+2) \\ z(N, mM+3) \\ \vdots \\ z(N, mM+M) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{C} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{C} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{C} & \dots & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{C} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{z}(N, mM+1) \\ \mathbf{z}(N, mM+2) \\ \mathbf{z}(N, mM+3) \\ \vdots \\ \mathbf{z}(N, mM+M) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \mathbf{v}(N, mM+1) \\ \mathbf{v}(N, mM+2) \\ \mathbf{v}(N, mM+3) \\ \vdots \\ \mathbf{v}(N, mM+M) \end{bmatrix} \quad (27)$$

即

$$\mathbf{Z}_m(N) = \mathbf{C}_m(N) \mathbf{X}_m(N) + \mathbf{V}_m(N) \quad (28)$$

$$\mathbf{V}_m(N) \sim N[\mathbf{0}, \mathbf{R}_m(N)] \quad (29)$$

其中

$$\mathbf{R}_m(N) = \text{diag}\{\mathbf{R}, \mathbf{R}, \dots, \mathbf{R}\} \quad (30)$$

对式(23)两边进行 $\bar{\mathbf{T}}(i)$ 变换

$$\bar{\mathbf{T}}(i) \mathbf{X}_{m+1}(N) = \bar{\mathbf{T}}(i) \mathbf{A}_m(N) \bar{\mathbf{T}}^T(i) \bar{\mathbf{T}}(i) \mathbf{X}_m(N) + \bar{\mathbf{T}}(i) \mathbf{W}_m(N) \quad (31)$$

$$\begin{bmatrix} \mathbf{X}_{V, m+1}(i) \\ \mathbf{X}_{D, m+1}(i) \\ \mathbf{X}_{D, m+1}(i+1) \\ \vdots \\ \mathbf{X}_{D, m+1}(N-1) \end{bmatrix} = \bar{\mathbf{A}}_m(N) \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{V_m}(i) \\ \mathbf{X}_{D_m}(i) \\ \mathbf{X}_{D_m}(i+1) \\ \vdots \\ \mathbf{X}_{D_m}(N+1) \end{bmatrix} + \mathbf{W}_m(N) \quad (32)$$

$$\text{即 } \bar{\mathbf{X}}_{m+1}(N) = \bar{\mathbf{A}}_m(N) \bar{\mathbf{X}}_m(N) + \bar{\mathbf{W}}_m(N) \quad (33)$$

$$\text{其中 } \bar{\mathbf{A}}_m(N) = \bar{\mathbf{T}}(i) \mathbf{A}_m(N) \bar{\mathbf{T}}^T(i) \quad (34)$$

$$\bar{\mathbf{W}}_m(N) = \bar{\mathbf{T}}(i) \mathbf{W}_m(N) \quad (35)$$

$$\mathbf{E}\{\bar{\mathbf{W}}_m(N)\} = \bar{\mathbf{T}}(i) \mathbf{E}\{\mathbf{W}_m(N)\} = \mathbf{0} \quad (36)$$

$$\mathbf{E}\{\bar{\mathbf{W}}_m(N) \bar{\mathbf{W}}_m^T(N)\} = \bar{\mathbf{Q}}_m(N) \quad (37)$$

$$\text{这里 } \bar{\mathbf{Q}}_m(N) = \bar{\mathbf{T}}(i) \mathbf{Q}_m(N) \bar{\mathbf{T}}^T(i) \quad (38)$$

式(28)也可写成下面等价形式

$$\mathbf{Z}_m(N) = \mathbf{C}_m(N) \bar{\mathbf{T}}^T(i) \bar{\mathbf{T}}(i) \mathbf{X}_m(N) + \mathbf{V}_m(N) \quad (39)$$

$$\mathbf{Z}_m(N) = \bar{\mathbf{C}}_m(N) \bar{\mathbf{X}}_m(N) + \mathbf{V}_m(N) \quad (40)$$

$$\text{其中 } \bar{\mathbf{C}}_m(N) = \mathbf{C}_m(N) \bar{\mathbf{T}}^T(i) \quad (41)$$

为了进行 Kalman 滤波, 我们需要数据块 $\mathbf{X}_m(N)$ 的初始值

$\mathbf{X}_{0|0}(N)$ 和 $\mathbf{P}_{0|0}(N)$, 它们可以从式(5)计算出来

$$\mathbf{X}_{0|0}(N) = \begin{bmatrix} \hat{\mathbf{x}}(N, 1) \\ \hat{\mathbf{x}}(N, 2) \\ \vdots \\ \hat{\mathbf{x}}(N, M) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{A} \\ \mathbf{A}^2 \\ \vdots \\ \mathbf{A}^M \end{bmatrix} \mathbf{x}_0 = \mathbf{A}_0 \mathbf{x}_0 \quad (42)$$

$$\mathbf{P}_{0|0}(N) = \mathbf{A}_0 \mathbf{P}_0 \mathbf{A}_0^T + \mathbf{B}_0(N) \mathbf{Q}_0(N) \mathbf{B}_0^T(N) \quad (43)$$

其中

$$\mathbf{W}_0(N) = [\mathbf{w}^T(N, 0), \mathbf{w}^T(N, 1), \dots, \mathbf{w}^T(N, M-1)]^T \quad (44)$$

$$\mathbf{B}_0(N) = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{A} & \mathbf{I} & \mathbf{0} & \dots & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \mathbf{A}^{M-1} & \mathbf{A}^{M-2} & \mathbf{A}^{M-3} & \dots & \mathbf{A} & \mathbf{I} \end{bmatrix} \quad (45)$$

$$\mathbf{Q}_0(N) = \mathbf{E}\{\mathbf{W}_0(N) \mathbf{W}_0^T(N)\} = \text{diag}\{\mathbf{Q}(N, 0), \mathbf{Q}(N, 1), \dots, \mathbf{Q}(N, M-1)\} \quad (46)$$

而数据块 $\bar{\mathbf{X}}_m(N)$ 的初始条件是

$$\hat{\bar{\mathbf{X}}}_{0|0}(N) = \bar{\mathbf{T}}(i) \mathbf{X}_{0|0}(N) \quad (47)$$

$$\hat{\bar{\mathbf{P}}}_{0|0}(N) = \bar{\mathbf{T}}(i) \mathbf{P}_{0|0}(N) \bar{\mathbf{T}}^T(i) \quad (48)$$

现在, 利用已建立多尺度模型式(33)和式(40)及初始条件式(47)和式(48)进行 Kalman 滤波. 若假设已得到第 m 个数据块 $\bar{\mathbf{X}}_m(N)$ 的估值 $\hat{\bar{\mathbf{X}}}_m(N)$ 和相应的估计误差协方差矩阵 $\hat{\bar{\mathbf{P}}}_{m|m}(N)$, 则我们有

$$\hat{\bar{\mathbf{X}}}_{m+1|m+1}(N) = \hat{\bar{\mathbf{X}}}_{m+1|m}(N) + \hat{\mathbf{K}}_{m+1}(N) [\mathbf{Z}_{m+1}(N) - \bar{\mathbf{C}}_{m+1}(N) \hat{\bar{\mathbf{X}}}_{m+1|m}(N)] \quad (49)$$

$$\text{其中 } \hat{\bar{\mathbf{X}}}_{m+1|m}(N) = \bar{\mathbf{A}}_m(N) \hat{\bar{\mathbf{X}}}_{m|m}(N) \quad (50)$$

$$\bar{\mathbf{P}}_{m+1|m}(N) = \bar{\mathbf{A}}_m(N) \bar{\mathbf{P}}_{m|m}(N) \bar{\mathbf{A}}_m^T(N) + \bar{\mathbf{Q}}_m(N) \quad (51)$$

$$\hat{\mathbf{K}}_{m+1}(N) = \bar{\mathbf{P}}_{m+1|m}(N) \bar{\mathbf{C}}_{m+1}^T(N) [\bar{\mathbf{C}}_{m+1}(N) \bar{\mathbf{P}}_{m+1|m}(N) \bar{\mathbf{C}}_{m+1}^T(N) + \mathbf{R}_{m+1}(N)]^{-1} \quad (52)$$

$$\bar{\mathbf{P}}_{m+1|m+1}(N) = [\mathbf{I} - \hat{\mathbf{K}}_{m+1}(N) \bar{\mathbf{C}}_{m+1}(N)] \bar{\mathbf{P}}_{m+1|m}(N) \quad (53)$$

由式(12), 有

$$\mathbf{X}_{m+1|m+1}(N) = \bar{\mathbf{T}}^T(i) \begin{bmatrix} \mathbf{X}_{V, m+1|m+1}(i) \\ \mathbf{X}_{D, m+1|m+1}(i) \\ \mathbf{X}_{D, m+1|m+1}(i+1) \\ \vdots \\ \mathbf{X}_{D, m+1|m+1}(N-1) \end{bmatrix} \quad (54)$$

$$\mathbf{P}_{m+1|m+1}(N) = \bar{\mathbf{T}}^T(i) \bar{\mathbf{P}}_{m+1|m+1}(N) \bar{\mathbf{T}}(i) \quad (55)$$

5 例子与仿真

一种单传感器单模型动态系统中各参数为

$$\mathbf{A}(N) = 1, \mathbf{Q}(N, k) = 0.01, C = 1, R(N, k) = 1$$

初始条件为 $\mathbf{x}(N, 0) = 10, \mathbf{P}(N, 0) = 10$

对最细 $N = 3$, 最粗尺度 $i = 1$, 我们利用 Haar 小波对算法进行仿真实验, 结果表明此算法是有效的. 图 1 和图 2 中的曲线和表 1 中的数据均是经 100 次 Monte Carlo 仿真的结果. 表 1 中给出了最细尺度上直接进行 Kalman 滤波得到估计值的绝对误差均值与利用本文给出的多尺度算法得到估计值的绝对误差均值.

表 1 新算法与 Kalman 滤波的性能比

	Kalman 滤波器	新算法
绝对均方误差	0.1195	0.0985

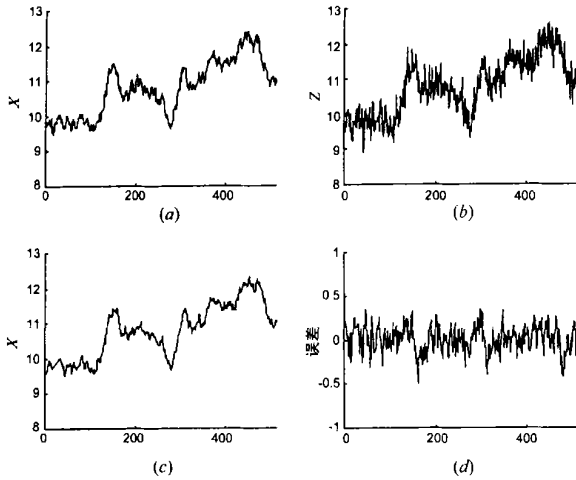


图 1 (a) 表示给定的随机信号; (b) 表示对信号的测量值; (c) 在最细尺度上直接进行 Kalman 滤波的结果; (d) 基于 Kalman 滤波的估计误差

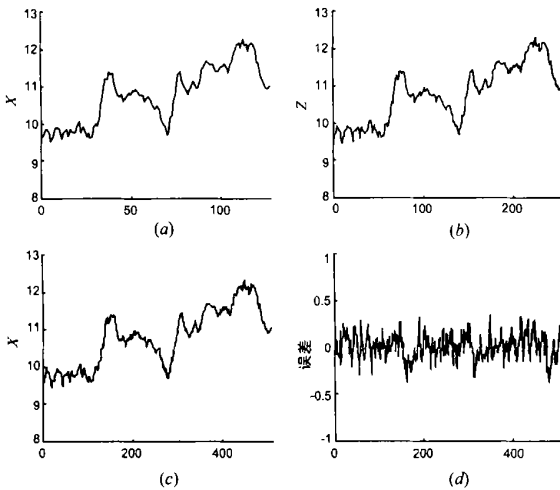


图 2 (a) 表示利用多尺度算法在尺度 1 上估计结果; (b) 表示利用多尺度算法在尺度 2 上估计结果; (c) 表示利用多尺度算法在最细尺度上估计的结果; (d) 表示利用多尺度算法在最细尺度上估计误差

6 小结

本文建立了一个对随机信号多尺度分解和最优估计同时进行的多尺度估计算法, 获得了比在原始尺度上直接进行 Kalman 滤波难以获得的估计效果, 并对 Haar 小波应用 Monte Carlo 仿真验证了算法的有效性. 对于其它正交小波, 只要我们处理好边界问题, 此算法也将是适应, 此种方法也可推广至多速率数据融合的情况.

参考文献:

- [1] B S Chen. Multirate modeling of AR/MA stochastic signal and its application to combined estimation interpolation problem [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1995, 43(2): 302-312.
- [2] L Hong. Multiresolution distributed filtering [J]. IEEE Trans on Automation, Control, 1994, 30: 853-856.
- [3] 文成林. 多尺度估计理论与方法研究 [D]. 西安: 西北工业大学, 1999.
- [4] Wen Chenglin, Pan Quan, Zhang Hongcai, Dai Guanzhong. Multisensor single model multiscale fusion [J]. Control Theory and Applications, 2000, 17(6): 841-846.
- [5] 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 [J]. 自动化学报, 2001, 27(2): 158-166.
- [6] 文成林. 多传感器单模型动态系统多尺度数据融合 [J]. 电子学报, 2001, 29(3): 341-345.
- [7] 张书玲, 文成林, 李岳生. 基于 B 样函数的多尺度信号处理系统研究 [J]. 数学学报, 2000, 43(4): 659-664.

作者简介:

文成林 男, 1963 年生于河南省, 1986、1996、1999 分别毕业于河南大学数学系、郑州大学数学系、西北工业大学自动控制系, 获学士、硕士、博士学位. 从 2000 年 5 月至 2002 年 4 月在清华大学控制科学与工程博士后流动站工作, 现为河南大学计算机与信息工程学院副教授. 主要研究领域为: 多尺度估计理论及应用、多传感器融合、故障诊断理论与应用等. 已发表论文 60 余篇, 出版教材 4 部, 学术专著 1 部.

金 锋 女, 1970 年生于辽宁, 1999 年毕业于东北大学, 获工学博士学位, 1999 年至 2001 年在清华大学自动化系做博士后研究工作, 现为北京理工大学自动控制系副教授. 研究方向为新型传感器及信息融合技术的研究、两相流参数检测技术的研究及其应用等. 在国内外期刊及学术会议上共发表文章 30 余篇.