文章编号：1000 - 8152(2004)06 - 0875 - 05

动态模型的多尺度自适应跟踪算法

李 涛，王宝树
（西安电子科技大学 计算机学院，陕西 西安 710071）

摘要： 多尺度(小波)分析具有时、频分析特性，把多尺度分析用于融合跟踪领域是一项值得深入研究的课题. 本文根据多尺度分析思想，把运动模型的动态系统分析与小波变换方法相结合，给出了不同尺度上的节点方差矩阵的一种快速求解方法. 在此基础上提出了一种多尺度自适应融合跟踪方法. 该方法根据目标的运动状态自动调整跟踪尺度，从而有效地利用检测数据，更准确地刻画出航迹变化，弥补了单一尺度的不足，实现了对动态目标的跟踪.

关键词： 信息融合；目标跟踪；多尺度分析；自适应

中图分类号： TN957　　**文献标识码：** A

Multi-scale self-adaptive tracking method of dynamic model

LI Tao, WANG Baoshu
(School of Computer Science, Xidian University, Xi'an Shaanxi 710071, China)

Abstract: Multi-scale (wavelet) analysis is characterized by its focus on time and frequency. It is a worthy attempt to apply the multi-scale analysis to the fusion tracking field. Based on the multi-scale analytical approach and combining the dynamic system analysis of movement model with wavelet transform method, a quick algorithm is given for node variance matrix on different scales. A multi-scale self-adaptive fusion tracking method is then presented. This method adjusts tracking scale automatically according to the state of model target. It uses detective data efficiently and more accurately to describe the variation of track; and thus it avoids the disadvantages of single scale and also realizes the tracking towards dynamic target.

Key words: information fusion; target tracking; multi-scale analysis; self-adaptive

1 引言(Introduction)

近年来，小波理论中的多尺度分析思想逐渐被人们所重视. Basseville M, Chou K C 等[1,2]率先将多尺度分析引入随机过程，提出了多尺度随机过程理论，并对多尺度随机过程的建模问题进行了深入的研究. 在此基础上，国内外一些学者及研究人员开始尝试把多尺度分析思想引入数据融合领域，取得了较好的成效[3,4]. 本文作者在已有的基础上把多尺度分析思想应用到融合跟踪领域中，提出了一种建立在多尺度分析基础上的自适应融合跟踪算法. 为此，首先介绍一下本文所涉及的有关多尺度分析和数据融合的基本理论知识.

2 理论基础(Basis of theory)

2.1 多尺度分析理论(Theory of multi-scale)

小波分析是 20 世纪 80 年代由 Morlet 作为一种信号分析的数学工具提出来的，Mallat[5]提出的塔式分解算法(即多尺度分析)为小波的推广、应用奠定了基础.

小波的时、频分析特性，在信号处理中是指信号的采样频率随时间的减小而增加. 为把这一特性引入到融合跟踪领域，可以把它看作是航迹预测、估计的步长随着尺度的变粗而增大.

小波分解，是指对任意满足条件的函数 $f(x)$ 都可以分解成它的一系列子空间上的正交函数和，反之也可由这些子空间上的正交函数重构函数 $f(x)$. 对此可以理解为在尺度 m 上的信号 $f_m(x)$ 可用分辨率为 2^m 的小波函数 $\Psi(2^m x - n)$ 逼近. Mallat 给出的塔式分解算法，类似于 Fourier 变换中的快速 Frourier 变换算法，使小波变换可以通过两个(低通、高通)滤波器组经过 2 抽 1 采样获得.

下面给出小波分解和综合表达式.

首先定义子空间 V_m 上的函数 $\phi(2^m x - n)$，称其

收稿日期：2003 - 01 - 02；收修改稿日期：2003 - 12 - 24.
基金项目：国防科技预研基金项目(00J6.6.1.DZ0103).

为尺度函数,并满足双尺度方程

$$\phi(x)=\sum_{n}h(n)\phi(2x-n). \tag{1}$$

再定义子空间 W_m 上的函数 $\Psi(x)$,称为小波函数,并满足

$$\Psi(x)=\sum_{n}(-1)^n g(n)\phi(2x-n). \tag{2}$$

这里,子空间 W_m 为子空间 V_m 的正交补空间,满足

$$V_{m+1}=V_m\oplus W_m. \tag{3}$$

利用式(3)对子空间 V_m 不断分解下去,就可以得到任意信号 $f_{m+1}(x)$ 的分解表达式;把上述过程逆过来,得到信号综合表达式(即重构关系).

分解关系式为

$$c_{m,n}=\sum_{k\in \mathbb{Z}}h(k-2n)c_{m+1,k},\ n,m\in \mathbb{Z}, \tag{4}$$

$$d_{m,n}=\sum_{k\in \mathbb{Z}}g(k-2n)c_{m+1,k},\ n,m\in \mathbb{Z}. \tag{5}$$

相应的重构关系式为

$$c_{m+1,n}=\sum_{k\in \mathbb{Z}}h(n-2k)c_{m,k}+\sum_{k\in \mathbb{Z}}g(n-2k)d_{m,k},\ n,m\in \mathbb{Z}. \tag{6}$$

其中,$\langle f(x),\phi_{n,m}(x)\rangle=c_{n,m},n,m\in \mathbb{Z}$,$\langle f(x),\Psi_{n,m}(x)\rangle=d_{n,m},n,m\in \mathbb{Z},h(k-2n),g(k-2n)$ 是相应的低通和高通滤波器系数.

2.2 多尺度下的状态模型(State model of multi-scale)

Basseville M,Chou K C 等在文献[1,2]中给出了一种基于二叉树的多尺度状态模型.

不同尺度之间的状态方程和观测方程为

$$x(t)=A(t)x(t\bar{\gamma})+B(t)\omega(t), \tag{7}$$

$$z(t)=C(t)x(t)+\nu(t). \tag{8}$$

其中,$\omega(t)$ 和 $\nu(t)$ 是相互独立的白噪声过程,均值都为0,方差矩阵分别为 I 和 $R(t)$. $t=(m,n)$ 和 $t\bar{\gamma}=(M-1,[\frac{n}{2}])$ 是不同尺度上的两个节点(见图1).

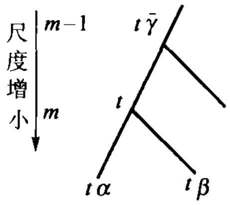

图1 不同尺度上的节点

Fig. 1 Connected node on different scale

定义 节点 $t=(m,n)$ 处 $x(t)$ 的方差为

$$p_x(t)=\mathrm{E}[x(t)x^{\mathrm{T}}(t)]. \tag{9}$$

把式(7)代入式(9)中,可求得不同尺度上各节点方差的递推表达式

$$p_x(t)=A(t)p_x(t\bar{\gamma})A^{\mathrm{T}}(t)+B(t)B^{\mathrm{T}}(t). \tag{10}$$

下面是文献[1]中给出的多尺度数据融合算法:

$$\hat{x}(t/t)=\hat{x}(t/t+)+K(t)\cdot[z(t)-C(t)\hat{x}(t/t+)], \tag{11}$$

$$p(t/t)=[I-K(t)C(t)]p(t/t+), \tag{12}$$

$$\hat{x}(t/t+)=p(t/t+)[p^{-1}(t/t\alpha)\hat{x}(t/t\alpha)+p^{-1}(t/t\beta)\hat{x}(t/t\beta)], \tag{13}$$

$$p(t/t+)=[p^{-1}(t/t\alpha)+p^{-1}(t/t\beta)-p_x^{-1}(t)]^{-1}, \tag{14}$$

$$\hat{x}(t/\bar{t})=F(\bar{t})\hat{x}(\bar{t}/\bar{t}), \tag{15}$$

$$p(t/\bar{t})=F(\bar{t})p(\bar{t}/\bar{t})F^{\mathrm{T}}(\bar{t})+A^{-1}(\bar{t})B(\bar{t})\tilde{Q}(\bar{t})B^{\mathrm{T}}(\bar{t})A^{-\mathrm{T}}(\bar{t}), \tag{16}$$

$$F(\bar{t})=A^{-1}(\bar{t})[I-B(\bar{t})B^{\mathrm{T}}(\bar{t})p_x^{-1}(\bar{t})], \tag{17}$$

$$\tilde{Q}(\bar{t})=I-B^{\mathrm{T}}(\bar{t})p_x^{-1}(\bar{t})B(\bar{t}). \tag{18}$$

其中,$K(t)$ 为滤波增益

$$K(t)=p(t/t+)C^{\mathrm{T}}(t)\cdot(C(t)p(t/t+)C^{\mathrm{T}}(t)+R(t))^{-1}. \tag{19}$$

$\bar{t}=t\alpha$ 或 $t\beta$;$t+$ 为 t 节点下的相关子节点.

利用上面给出的式(7)~(19),可以实现不同尺度上节点的状态估计和预测.对于同一尺度上不同节点的状态方程用式(20)给出.对于同一尺度上不同节点的观测方程仍可以用式(8)式来描述,在此写为式(21)的形式.

同一尺度上模型的状态方程和观测方程为

$$x(m,k+1)=\Phi(m,k)x(m,k)+\Gamma(m,k)\omega(k), \tag{20}$$

$$z(m,k)=C(m,k)x(m,k)+\nu(k). \tag{21}$$

其中,$\omega(k)$ 和 $\nu(k)$ 为零均值的系统噪声和观测噪声,方差矩阵分别为 I 和 $R(m,k)$.

3 多尺度下的自适应跟踪算法(Multi-scale self-adaptive tracking algorithm)

在第2.2节给出的多尺度滤波中,计算节点的方差矩阵 $p_x(t)$ 是个关键问题.对于状态模型式(7)中的参数根据不同的模型有不同的计算方法.

3.1 $A(t),B(t)$ 和 $p_x(t)$ 的一种求解方法(Method of solution for $A(t),B(t)$ and $p_x(t)$)

在多尺度分析中,信号滤波可通过2抽1取样实现.设,开始取某一尺度 m,尺度 $m-1$ 上的节点可以看作是对尺度 m 上节点的2抽1取样(见图2),因此有

$$x(m-1,k)=x(m,2k). \tag{22}$$

其中,$m=m,m-1,\cdots,1;k=0,1,\cdots$.

设在 $m-1$ 层到 m 层两尺度之间的状态转移方程式(7)中系数矩阵为

$$\begin{cases} A(t) = A_{m,m-1}(2k+i,k), \\ B(t) = B_{m,m-1}(2k+i,k), \end{cases} \quad i = 0 \text{ 或 } 1. \tag{23}$$

设同一尺度下的状态转移方程(20)中系数矩阵为

$$\begin{cases} \Phi(m,k) = \Phi_m(k+1,k), \\ \Gamma(m,k) = \Gamma_m(k+1,k). \end{cases} \tag{24}$$

根据式(22)和图 2,在 m 层的偶数节点上有

$$\begin{cases} A_{m,m-1}(2k,k) = I, \\ B_{m,m-1}(2k,k) = 0. \end{cases} \tag{25}$$

在 m 层的奇数节点上有

$$\begin{cases} A_{m,m-1}(2k+1,k) = \Phi_m(2k+1,2k), \\ B_{m,m-1}(2k+1,k) = \Gamma_m(2k+1,2k), \end{cases} \quad k = 0,1,2,\cdots. \tag{26}$$

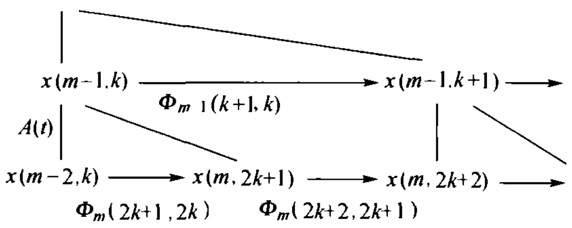

图 2　状态转移的多尺度结构

Fig. 2　Multiscale structure of state transition

对 $A(t)$, $B(t)$ 的求解在文献[4] 中已经给出,下面给出 $p_x(t)$ 的一种快速求解方法.

用 $p_x(m,k)$ 表示尺度 m 上第 k 节点的 $p_x(t)$. 由上述的多尺度方法,可以证明下面的式(27) 成立. 如果式(27) 成立,那么,只需要计算最细尺度 m 上 $p_x(t)$ 的值即可求得其他尺度上 $p_x(t)$ 的值:

$$p_x(m-1,k) = p_x(m,2k), \quad k = 0,1,2,\cdots. \tag{27}$$

下面证明式(3.6)成立. 这样,也从理论上证明了该方法的正确性.

证　设,在尺度 $m-1$ 上任意取一节点 $x(m-1,k)$,该节点的 $p_x(t)$ 记为 $p_x(m-1,k)$,对应尺度 m 上的两个节点 $x(m,2k)$ 和 $x(m,2k+1)$,它们的 $p_x(t)$ 分别表示为 $p_x(m,2k)$ 和 $p_x(m,2k+1)$.

1) 把式(25)代入式(10)中有 $p_x(m,2k) = p_x(m-1,k)$ 成立.

2) 把式(20)代入式(9)得

$$p_x(m,2k+1) = \\ \Phi_m(2k+1,2k)\cdot p_x(m,2k)\Phi_m^{\mathrm{T}}(2k+1,2k) + \\ \Gamma_m(2k+1,2k)\Gamma_m^{\mathrm{T}}(2k+1,2k). \tag{28}$$

把式(23)代入式(10)求得

$$p_x(m,2k+1) = \\ A_{m,m-1}(2k+1,k)\cdot p_x(m-1,k)A_{m,m-1}^{\mathrm{T}}(2k+1,k) + \\ B_{m,m-1}(2k+1,k)B_{m,m-1}^{\mathrm{T}}(2k+1,k). \tag{29}$$

把式(26),(28)代入式(29)可知 $p_x(m,2k) = p_x(m-1,k)$ 成立.

综合 1),2)两部分,有式(27)成立.　　证毕.

对于同一尺度下的 $p_x(t)$,只需把式(20)代入式(9),就有

$$\hat{p}_x(m,k+1) = \\ \Phi(m,k)p_x(m,k)\cdot\Phi^{\mathrm{T}}(m,k)+\Gamma(m,k)\Gamma^{\mathrm{T}}(m,k). \tag{30}$$

3.2 自适应跟踪算法(Self-adaptive tracking arithmetic)

设,尺度 m 上第一个节点为初始时刻,初始状态为 $\hat{x}(m,0) = x_0, p_x(m,0) = p_0, \hat{p}_m(0/0) = p_0$,观测 $z(m,0)$ 已知.

1) 对于式(20),(21),用卡尔曼滤波求得下一时刻的估计 $\hat{x}(m,1)$. 同时对 $\hat{x}(m,0)$ 和 $\hat{x}(m,1)$ 应用第2.2 节中不同尺度之间的状态方程和方法,求得 $\hat{x}(m-1,0)$,此时,传感器获得 m 尺度的观测值 $z(m,0)$, $z(m,1)$.

2) 以同样的观测周期获得观测值 $z(m,3)$,同时以 $\hat{x}(m-1,0)$ 为起始点应用同一尺度上的状态转移方程求得对 $x(m-1,1)$ 点的预测值 $\hat{x}(m-1,1/0)$.

3) 设置门限,求解测量值 $z(m,3)$ 是否落入以 $\hat{x}(m-1,1/0)$ 为中心的波门内. 如果 $z(m,3)$ 落入该波门内,则认为航迹较平稳,把 $z(m,3)$ 作为 $z(m-1,1)$,获得 $m-1$ 尺度上的下一点的估计 $\hat{x}(m-1,1)$,将传感器的检测周期延长一倍减少检测点数. 再以 $\hat{x}(m-1,1)$ 为基点重复 1),2) 两步. 当达到某一要求时不再减小尺度 m,只做同一尺度下的跟踪.

4) 假设在 $x(m-i,n+1)$ 点测量值不能落入波门内,对 $x(m-i,n)$ 点的更新值 $\hat{x}(m-i,n)$ 应用第 2.2 节中不同尺度间的状态方程和方法,求得对 $x(m-i+1,2n)$ 和 $x(m-i+1,2n+1)$ 的预测,同时使得传感器的检测周期缩小一倍,计算测量值是否落入以 $\hat{x}(m-i+1,2n+1/2n)$ 为中心的波门内. 如果落入,则重复以上各步,否则,对节点 $x(m-i+1,2n)$ 再应用第 2.2 节中不同尺度间的状态方程和方法增加尺度,缩短传感器的检测周期增加检测点数,重复以上各步. 如果尺度增加到一定值,仍不能使得测量值落入波门内,则认为目标消失,终止航迹.

4 仿真试验及性能分析(Simulation test and performance analysis)

为说明本文提出方法的有效性,进行如下仿真

实验.目标在35 s的直线运动后开始左转弯,时间是45 s;然后是35 s的直线运动再右转弯,时间是65 s;最后是20 s的直线运动.图3给出了在最后一个转弯处使用不同转弯率的两个目标轨迹.

实验1 设定检测门限,限定尺度 m 的变化范围 $|m| \leqslant 2$,分别用传统的单尺度方法和文中提出的多尺度方法对目标(图3中的目标轨迹1)进行跟踪,两种方法所得的位置均方误差曲线如图4和图5所示.

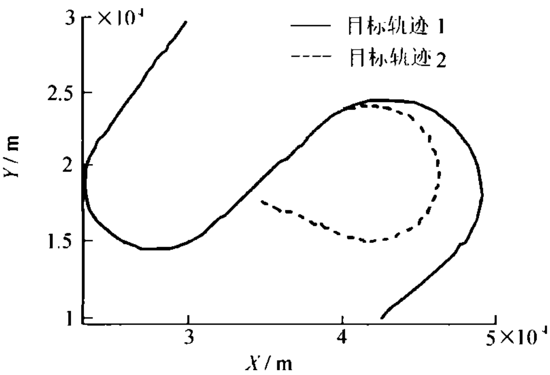

图3 目标运动轨迹

Fig. 3 Target trajectory

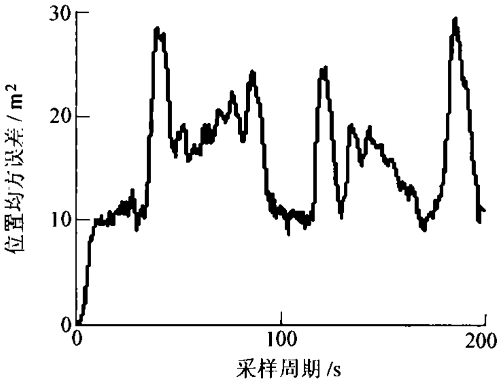

图4 单尺度位置均方误差(轨迹1)

Fig. 4 Fixed scale position MSE (trajectroy 1)

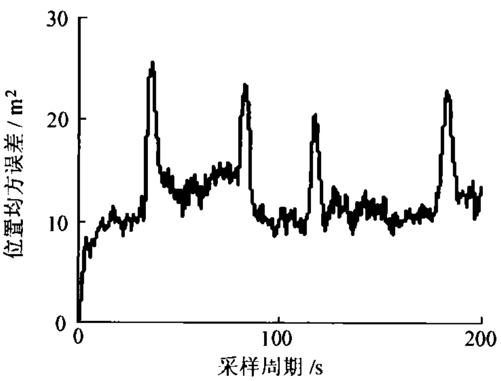

图5 多尺度位置均方误差(轨迹1)

Fig. 5 Multi-scale position MSE (trajectroy 1)

实验2 用增大目标在最后一个转弯处的转弯率(图3的轨迹2)的方法增加目标的机动性,重复实验1.随着目标的机动性增加,航迹变化加剧,传统的单尺度方法会出现目标丢失现象(见图6,在最后一个转弯处的均方误差无限大);而应用本文提出的方法仍可以实现对目标的有效跟踪(见图7).

由以上实验可以看出,当目标航迹变化较平稳时(直线运动部分),尽管多尺度方法使用了较少的检测点数,但两种方法的跟踪精度相差不大;随着目标机动性增加、目标航迹变化加剧时(转弯部分),多尺度方法因增加了检测点数而提高了跟踪性能;当目标的机动性指标超过某一范围时,单尺度方法会丢失目标(见图6),而多尺度方法仍能有效地跟踪目标(见图7).

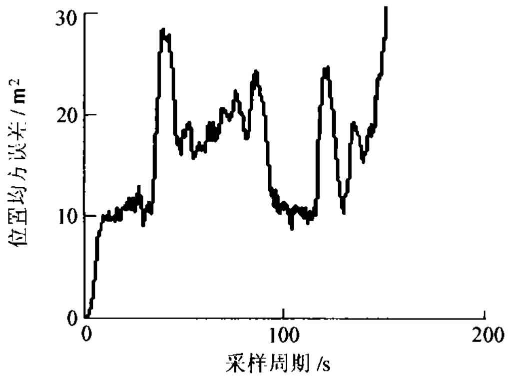

图6 单尺度位置均方误差(轨迹2)

Fig. 6 Fixed scale position MSE (trajectroy 2)

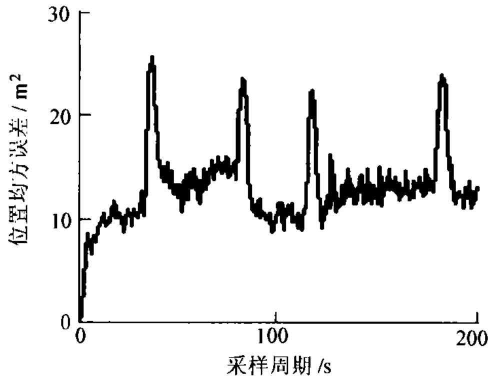

图7 多尺度位置均方误差(轨迹2)

Fig. 7 Multi-scale position MSE (trajectroy 2)

多尺度思想的引入使得多尺度自适应跟踪方法比传统方法更具有实用价值:在航迹变化较平稳的部分,减小跟踪尺度,增大预测和估计点的距离,使得计算量和传感器的检测量近似成倍减少,有效地节省了资源;在航迹变化较剧烈的部分,相应地增加跟踪尺度、缩短传感器的检测周期,减小预测和估计点的距离,形成对航迹更细致、更准确地描绘,这正

是实际应用中所需要的.

5 结论(Conclusion)

本文把目标跟踪和多尺度分析相结合,给出了文献[1,2]中 $P_x(t)$ 的一种快速求解方法,并从理论上证明了该方法的正确性.在此基础上,提出了一种多尺度自适应跟踪方法.该方法能根据模型目标的运动状态自动调整跟踪尺度,具有自适应性.对变化较平稳的航迹具有检测点少、计算量小、预测快的特点;对变化较剧烈的航迹,具有描绘更细致、更准确的特点.仿真实验进一步表明了该方法的有效性,该方法也可以用于异步雷达或多雷达跟踪系统.

参考文献(References):

[1] CHOU K C, WILLSKY A S, BENVENISTE A. Multiscale recursive estimation data fusion, and regularization [J]. *IEEE Trans on Automatic Control*, 1994, 39(3): 464 - 478.

[2] BASSEVILLE M, BENVENISTE A, CHOU K C, et al. Modeling and estimation of multiresolution stochastic processes [J]. *IEEE Trans on Information Theory*, 1992, 38(2): 766 - 784.

[3] 文成林,周东华,潘泉,等.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 - 165.
(WEN Chenglin, ZHOU Donghua, PAN Quan, et al. Distributed information fusion algorithm for single sensor dynamic system on the Basis of multiscale dynamic models [J]. *Acta Automatic Sinica*, 2001, 27(2): 158 - 165.)

[4] 胡战虎,李言俊,王峰,等.多尺度融合算法及其应用[J].西北工业大学学报,2000,18(2):320 - 323.
(HU Zhanhu, LI Yanjun, WANG Feng, et al. A method for choosing parameters of Muliti-Scale mode [J]. *J of Northwestern Polytechnical University*, 2000, 18(2): 320 - 323.)

[5] MALLAT S G. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1989, 11(7): 674 - 693.

作者简介:

李 涛 (1971 —),男,西安电子科技大学计算机应用专业博士研究生,研究方向为计算机应用、多尺度分析、信息融合理论及应用和目标跟踪,E-mail: lt4901@163.com;

王宝树 (1941 —),男,教授,博士生导师,目前从事的主要研究方向为计算机智能信息处理与控制、多传感器信息融合技术及应用.