

基于多尺度动态模型的自适应跟踪算法^{*}

李 涛 王宝树 乔向东

(西安电子科技大学计算机学院 西安710071)

Self-Adaptive Tracking Method Based on Multi-Scale Dynamic Model

LI Tao WANG Bao-Shu QIAO Xiang-Dong

(School of Computer Science, Xidian University, Xi'an 710071)

Abstract This paper simply introduces multi-scale analysis and target-tracking theory, presents a better solution for $P_x(z)$, with theoretical proof of the solution's correctness. Based on multi-scale analytical idea, combing the dynamic system analysis of movement model with wavelet transform method, this paper puts forward a multi-scale self-adaptive fusion tracking algorithm, and gives the concrete implementing steps of this algorithm, with simulation experiment. In the simulation experiment, makes a comparison between the algorithm and the traditional single-scale tracking method. And the theoretical proof and the experiment results prove the algorithm to be both feasible and effective. This algorithm adjusts tracking scale automatically according the state of model target. And it also can use detective data effectively and more accurately portray the variation of track. It avoids the disadvantages of single scale and realizes the tracking towards dynamic model. Comparing with the traditional single tracking method, this algorithm more fits the needs of target tracking and has practical value.

Keywords Information fusion, Target tracking, Multi-scale analysis, Self-adaptive

1 引言

随着小波理论的发展和进一步完善,小波理论中的多尺度分析思想越来越受到人们的重视。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,并取得了较好的成效^[3,4]。本文在前人的基础上把多尺度分析思想应用到融合跟踪领域中,提出一种建立在多尺度分析基础上的自适应融合跟踪算法。

2 理论基础

本文提出的算法是建立在多尺度分析基础上的数据融合跟踪算法。因此,介绍一下本文所涉及到的关于多尺度分析和数据融合方面的基本理论知识。

2.1 多尺度分析理论

小波分析是在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。

小波具有时、频分析的特性,在信号分析中指信号的采样频率随时间的减小而增加。在此,我们把它引入到多尺度数据融合跟踪中。在融合跟踪中我们可以把它看成是对航迹预测、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 $f(x)$ 都可以分解为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 $f(x)$ 。对此我们可以理解为在尺度 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 Fourier 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 $\phi(2^m x - n)$ 称为尺度函数,并满足双尺度方程

$$\phi(x) = \sum_n h(n)\phi(2x - n) \quad (2.1)$$

再定义子空间 W_m 上的函数 $\Psi(x)$, 称为小波函数,并满足:

$$\Psi(x) = \sum_n (-1)^n g(n)\phi(2x - n) \quad (2.2)$$

子空间 W_m 为子空间 V_m 的正交补空间,满足:

$$V_{m+1} = V_m \oplus W_m \quad (2.3)$$

利用(2.3)式对子空间 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,则可以得到信号的综合表达式(即,重构关系)。

分解关系式为:

$$c_{n+1,m} = \sum_{k \in Z} h(k-2m)c_{n,k} \quad n, m \in Z \quad (2.4)$$

$$d_{n+1,m} = \sum_{k \in Z} g(k-2m)d_{n,k} \quad n, m \in Z \quad (2.5)$$

相应的重构关系式为:

$$c_{n,m} = \sum_{k \in Z} h(k-2m)c_{n+1,k} + \sum_{k \in Z} g(k-2m)d_{n+1,m} \quad n, m \in Z \quad (2.6)$$

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

2.2 多尺度下状态模型

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

^{*}国防科技预研基金资助项目(00J6. 6. 1. DZ0103)。李 涛 博士研究生,从事数据融合方面的研究。

不同尺度之间的状态方程和观测方程为:

$$x(t) = A(t)x(t\bar{t}) + B(t)\omega(t) \quad (2.7)$$

$$z(t) = C(t)x(t) + v(t) \quad (2.8)$$

其中, $\omega(t)$ 和 $v(t)$ 是相互独立的白噪声过程, 其均值为0, 方差矩阵为 I 和 $R(t)$, $t = (m, n)$ 和 $t\bar{t} = (m-1, [\frac{n}{2}])$ 是不同尺度上的两个节点(图1)。

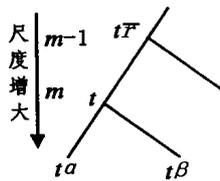


图1

定义1 节点 $t = (m, n)$ 处 $x(t)$ 的方差为

$$p_x(t) = E[x(t)x^T(t)] \quad (2.9)$$

这里, 我们把(2.7)式代入(2.9)式中, 可求得不同尺度上各节点方差的递推表达式:

$$p_x(t) = A(t)p_x(t\bar{t})A^T(t) + B(t)B^T(t) \quad (2.10)$$

下面是文[1]中给出的多尺度数据融合算法:

$$\hat{x}(t/t) = \hat{x}(t/t+) + K(t) \cdot [z(t) - C(t)\hat{x}(t/t+)] \quad (2.11)$$

$$p(t/t) = [I - K(t)C(t)]p(t/t+) \quad (2.12)$$

$$\hat{x}(t/t+) = p(t/t+) [p^{-1}(t/ta)\hat{x}(t/ta) + p^{-1}(t/t\beta)\hat{x}(t/t\beta)] \quad (2.13)$$

$$p(t/t+) = [p^{-1}(t/ta) + p^{-1}(t/t\beta) - p_x^{-1}(t)]^{-1} \quad (2.14)$$

$$\hat{x}(t/\bar{t}) = F(t)\hat{x}(\bar{t}/\bar{t}) \quad (2.15)$$

$$p(t/\bar{t}) = F(\bar{t})p(t/t)F^T(\bar{t}) + A^{-1}(t) \cdot B(\bar{t})\bar{Q}(\bar{t})B^T(\bar{t})A^{-T}(\bar{t}) \quad (2.16)$$

$$F(\bar{t}) = A^{-1}(\bar{t})[I - B(\bar{t})B^T(\bar{t})p_x^{-1}(\bar{t})] \quad (2.17)$$

$$\bar{Q}(\bar{t}) = I - B^T(\bar{t})p_x^{-1}(\bar{t})B(\bar{t}) \quad (2.18)$$

其中, $K(t)$ 为滤波增益

$$K(t) = p(t/t+)C^T(t) \cdot (C(t)p(t/t+)C^T(t) + R(t))^{-1} \quad (2.19)$$

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

利用上面给出的(2.7)~(2.19)式, 可以实现不同尺度上节点的状态估计和预测。对同一尺度下不同节点的状态方程用(2.20)式给出。对同一尺度下不同节点的观测方程仍可以用(2.8)式来描述, 在此重写为(2.21)式。

$$x(m, k+1) = \Phi(m, k)x(m, k) + \Gamma(m, k)\omega(k) \quad (2.20)$$

$$z(m, k) = C(m, k)x(m, k) + v(k) \quad (2.21)$$

其中, $\omega(k)$ 和 $v(k)$ 为零均值的系统噪声和观测噪声, 方差分别为 I 和 $R(m, k)$ 。

3 多尺度下的自适应跟踪算法

在2.2节中, 我们看到在多尺度滤波中需要计算 $p_x(t)$ 。(2.7)式中的状态模型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

在多尺度分析中, 信号滤波可通过2抽1取样获得。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(图2), 因此有:

$$x(m-1, k) = x(m, 2k) \quad (3.1)$$

其中, $m = m, m-1, \dots, 1; k = 0, 1, \dots$ 。

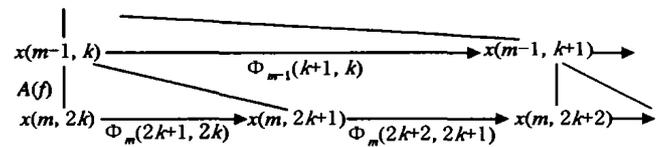


图2

设在 $m-1$ 层到 m 层两尺度之间的状态转移方程(2.7)式中系数矩阵为:

$$\begin{cases} A(t) = A_{m, m-1}(2k+i, k) \\ B(t) = B_{m, m-1}(2k+i, k) \end{cases} \quad i=0 \text{ 或 } 1 \quad (3.2)$$

设同一尺度下的状态转移方程(2.20)式中系数矩阵为:

$$\begin{cases} \Phi(m, k) = \Phi_m(k+1, k) \\ \Gamma(m, k) = \Gamma_m(k+1, k) \end{cases} \quad (3.3)$$

根据(3.1)式, 从图2能够直接求得, 在 m 层的偶数节点上有:

$$\begin{cases} A_{m, m-1}(2k, k) = I \\ B_{m, m-1}(2k, k) = 0 \end{cases} \quad (3.4)$$

在 m 层的奇数节点上有:

$$\begin{cases} A_{m, m-1}(2k+1, k) = \Phi_m(2k+1, 2k) \\ B_{m, m-1}(2k+1, k) = \Gamma_m(2k+1, 2k) \end{cases} \quad k=0, 1, 2, \dots \quad (3.5)$$

对 $A(t)$ 、 $B(t)$ 的求解在文[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(3.6)成立。如果(3.6)成立, 我们只需要计算最细尺度 m 上 $p_x(t)$ 的值即可求得其它尺度上 $p_x(t)$ 的值。

$$p_x(m-1, k) = p_x(m, 2k) \quad k=0, 1, 2, \dots \quad (3.6)$$

下面我们证明(3.6)式成立。这样, 也从理论上证明了该方法的正确性。

证明: 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 上两节点为 $x(m, 2k)$ 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(3.4)式代入(2.10)式中有 $p_x(m, 2k) = p_x(m-1, k)$ 成立。

(2) 把(2.20)式代入(2.9)式求得

$$p_x(m, 2k+1) = \Phi_m(2k+1, 2k) \cdot p_x(m, 2k) \Phi_m^T(2k+1, 2k) + \Gamma_m(2k+1, 2k) \Gamma_m^T(2k+1, 2k) \quad (3.7)$$

把(3.2)式代入(2.10)式求得

$$p_x(m, 2k+1) = A_{m, m-1}(2k+1, k) \cdot p_x(m-1, k) A_{m, m-1}^T(2k+1, k) + B_{m, m-1}(2k+1, k) B_{m, m-1}^T(2k+1, k) \quad (3.8)$$

把(3.5)、(3.7)式代入(3.8)式求得 $p_x(m, 2k) = p_x(m-1, k)$ 成立。

综合(1)、(2)两部分, 有(3.6)式成立。(证毕)

对同一尺度下的 $p_x(t)$, 只需要把(2.20)式代入(2.9)式, 可以获得(3.9)式。

$$\hat{p}_x(m, k+1) = \Phi(m, k) p_x(m, k) \cdot \Phi^T(m, k) + \Gamma(m, k) \Gamma^T(m, k) \quad (3.9)$$

3.2 自适应跟踪算法

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

1. 对(2.20)、(2.21)式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2.2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2.2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2.2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

为说明本文提出方法的有效性,进行如下仿真实验。假设目标开始做近似匀速直线运动,30秒后发生机动,做半径为1000米的转弯,然后再做近似匀速直线运动(图3)。

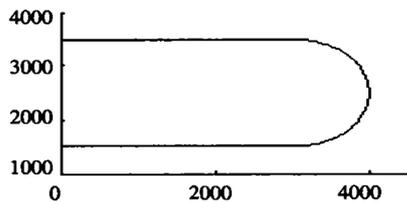


图3 目标航迹

实验1:给定检测门限,限定尺度 m 的变化范围 $|m| \leq 2$, 分别用传统的单尺度方法和本文提出的多尺度方法对目标进行跟踪,两种方法所得的误差曲线如图4、图5。

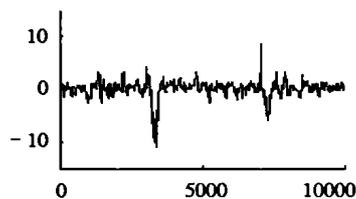


图4 单尺度误差曲线

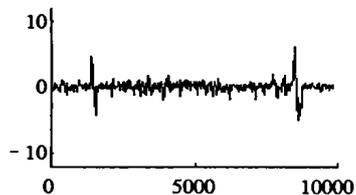


图5 多尺度误差曲线

实验2:不断减小检测门限值重复上述实验。在目标航迹

发生剧烈变化时,传统的单尺度方法会出现目标丢失现象(图6),而应用本文提出的方法仍可以实现对目标的有效跟踪(图7)。

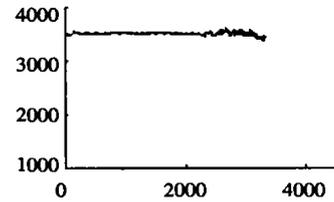


图6 单尺度跟踪曲线

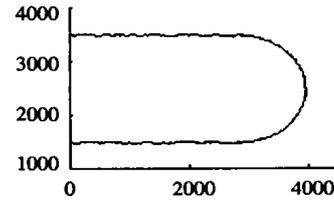


图7 多尺度跟踪曲线

由以上实验可以看出,在要求精度不高(较大的门限值)的情况下,两种方法都能实现对目标跟踪,并且在航迹变化较平稳时,两种方法的跟踪精度相差不大;在非平稳部分,本文所提出的方法随检测点数的增加使得跟踪精度有所提高(图4、5)。在要求精度较高(较小的门限值)时,传统方法已不能实现对目标的有效跟踪(图6),多尺度方法仍能有效跟踪目标(图7)。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、更准确的描绘,这正是实际应用中所需要的。

结论 本文把目标跟踪和多尺度分析相结合,给出了文[1,2]中 $P_r(t)$ 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

- 1 Chou K C, Willsky A S, Benveniste A. Multiscale Recursive Estimation Data Fusion, and Regularization. IEEE Trans. Automatic Control, 1994, 39(3): 464~478
- 2 Basseville M, Benveniste A, Chou K C, Golden S A, Willsky A S. Modeling and Estimation of Multiresolution Stochastic Processes. IEEE Trans Inform Theory, 1992, 38(2): 766~784
- 3 文成林,等. 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
- 4 胡战虎,等. 多尺度融合算法及其应用. 西北工业大学学报, 2000, 18(2): 320~323
- 5 Mallat S. A theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation. IEEE Trans. Patt. Anal. Mach. Intell., 1989, 11,(7): 674~693