

采用多速率多模型交互实现机动目标的全速率跟踪

程 婷, 何子述, 李会勇

(电子科技大学电子工程学院, 四川成都 610054)

摘 要: 多速率模型通过对原始测量结果和目标运动模型进行多分辨分解实现目标高精度跟踪. 多模型交互方法则采用一个马尔科夫链控制多个模型交互实现机动目标跟踪. 本文给出了一种采用多速率多模型交互方式实现机动目标全速率跟踪的方法, 它通过交织多次滤波结果使得跟踪能同时保证高精度和全速率. 仿真结果及分析说明了该方法较传统的全速率多模型交互算法获得了更好的跟踪效果.

关键词: 多速率模型; 交互多模型; 机动目标; 目标跟踪; 数据融合

中图分类号: TN953 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2006) 12-2315-04

Full Rate Tracking of a Maneuvering Target Using Multi-rate Interacting Multiple Model Algorithm

CHENG Ting, HE Zi-shu, LI Hui-yong

(Department of Electronic Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, Sichuan 610054, China)

Abstract: Multi-rate models are used to realize a high grade tracking through the decomposition of the target's original measured results and state model to multi-resolution. A Markov chain is introduced into the interacting multiple model (IMM) algorithm to control the interaction of the several models to realize the tracking of high maneuvering targets. A full rate tracking method of a maneuvering target by means of interacting among multi-rate models is proposed here. High precision and full rate of the tracking are guaranteed by interlacing several times' filtering results. Simulation results and analysis demonstrate that compared with conventional full rate IMM algorithm the new method offers a much better tracking.

Key words: multi-rate model; interacting multiple model; maneuvering target; target tracking; data fusion

1 引言

多分辨率在信号和图像处理方面得到了广泛的应用, 而最早将该思想用在目标跟踪中的是 Hong 和 Scraggs^[1~4], 他们提出的多速率模型通过对原始测量进行多分辨分解并将滤波模型进行相应的多分辨修改后实现了强干扰中的目标跟踪. 其本质原因在于利用小波变换将原分辨率变换到低分辨率的过程类似于低通滤波, 能有效地抑制测量噪声, 相应提高了测量的信噪比, 能获得原来在单一尺度上进行信号去噪难以获得的处理效果. 交互式多模型算法由 Blom 和 Bar Shalom^[5] 提出, 该方法是一种基于“软切换”的机动目标跟踪算法, 这种方法对于不同的目标运动状态或同一个目标的不同运动阶段应用不同的模型滤波. 各模型滤波器通过估计状态的组合实现相互作用, 模型之间基于一个马尔科夫链进行切换, 各模型滤波器估计的加权作为最后的滤波状态估计. 本文采用多个多速率模型实现了多模型算法, 通过将该算法的多次滤波结果相互交织实现了对机动目标的全速率跟踪, 使得高精度和全

速率滤波能同时得到实现, 避免了多速率滤波输出间隔过长而导致在关键时刻得不到目标信息的问题. 本文结构安排如下: 第 2 节介绍多速率模型; 第 3 节给出交互多模型算法; 第 4 节描述了采用多速率多模型交互实现机动目标全速率跟踪的方法; 第 5 节是仿真; 第 6 节是结果分析.

2 多速率模型

为了对目标进行跟踪, 首先要对目标的运动状态进行描述, 目标的运动状态方程及测量方程如下:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= \mathbf{F}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{w}_k, \mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k) \\ \mathbf{z}_k &= \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k, \mathbf{v}_k \sim N(0, \mathbf{R}_k) \end{aligned} \quad (1)$$

其中 \mathbf{x}_k 为目标的状态向量, 通常是由目标的位置、速度及加速度分量构成, \mathbf{F}_k 为转移矩阵, \mathbf{w}_k 为过程噪声且服从零均值、方差为 \mathbf{Q}_k 的高斯分布, \mathbf{z}_k 为测量向量, \mathbf{H}_k 为测量矩阵, \mathbf{v}_k 为测量噪声且服从零均值、方差为 \mathbf{R}_k 的高斯分布. 过程噪声和测量噪声相互独立. 该模型被称为全速率模型.

小波变换是多速率模型的基础. 假设测量 z_n , $n \in \mathbf{Z}$ 是在

某一分辨率上获得时, 由于测量噪声的影响, 有用信息是淹没在噪声中的. 对该测量序列进行小波变换后可以获得低分辨率的信号, 该过程可以看成将原信号输入一个低通滤波器, 因此变换后的输出能有效地抑制测量噪声, 相应提高了测量的信噪比. 若以半速率模型为例, 假设低通滤波器系数为 h_n , 那么低通输出可表示为 $z_{n_L} = \sum_k h_{2n-k} z_k$. 滤波过程中丢失的细节成分可以通过一个高通滤波过程得到, 设该滤波器系数为 g_n , 那么高通输出可表示为 $z_{n_H} = \sum_k g_{2n-k} z_k$. 本文选用二阶 Haar 滤波器, 即 $H = [h_1 \ h_2] = [\sqrt{2}/2 \ \sqrt{2}/2]$, $G = [g_1 \ g_2] = [-\sqrt{2}/2 \ \sqrt{2}/2]$. 所以得到下式:

$$z_{k_L} = \frac{\sqrt{2}}{2} z_{k-1} + \frac{\sqrt{2}}{2} z_k, z_{k_H} = -\frac{\sqrt{2}}{2} z_{k-1} + \frac{\sqrt{2}}{2} z_k \quad (2)$$

式中的 L 表示低分辨率. 由此可见, 在低分辨率上的值是通过将原分辨率的两个时刻的直线性组合得到的, k_L 时刻类似于原分辨率上的 $2k$ 时刻, 所以变换后的采样率变为了原采样率的一半. 在使用多速率模型时, 首先对测量序列按(2)进行处理. 测量矩阵和尺度变换没有直接关系. 由于低分辨率的 $1_L, 2_L, \dots, k_L, \dots$ 时刻点对应原分辨率上的 $2, 4, \dots, 2k, \dots$, 所以必须将原分辨率上的转移矩阵及噪声方差进行相应的改动, 于是得到(3).

$$\begin{aligned} z_{k_L} &= 0.5(z_{2k} + z_{2k-1}), \\ H_L &= H, \\ R_{k_L} &= 0.25(R_{2k} + R_{2k+1}), \\ F_L &= F * F, \\ Q_{k_L} &= 0.25[F(Q_{2k-1} + Q_{2k})F^T + Q_{2k-1} + Q_{2k}], \\ k &= 1, 2, 3, \dots \end{aligned} \quad (3)$$

由于测量值的采样速率变为原来的一半, 相应的滤波输出速率也变为原来滤波输出速率的一半. 若采用 $1/4$ 或 $1/8$ 之类速率的滤波器, 那么输出的速率就变为原来的 $1/4$ 或 $1/8$. 这就是“多速率”的由来.

3 交互多模型算法

多模型方法主要用于特性随时间变化系统的状态估计, 它特别适用于机动目标跟踪. 在该方法中, 假设有限多个目标模型存在, 每个模型对应于不同机动输入水平. 在计算出各模型为正确的后验概率之后, 就可以通过对各模型正确时的状态估计加权求和来给出最终的目标状态估计, 加权因子为模型正确的后验概率.

我们假设在任何时候这种系统都满足有限数目的目标运动模型, 一个最佳多模型估计器支持所有的假设模型组合. 假设有状态模型

$$\begin{cases} x_k = F[M(k)]x_{k-1} + W[k-1, M(k)] \\ z_k = H[F(k)]x_k + V[k, M(k)] \end{cases} \quad (4)$$

其中, $M(k)$ 表示 k 时刻的模型. 假定存在有限数目 r 个模型, 这就意味着, 在系统中有 r 个滤波器在同时运行,

$$M(k) \in \{M_j\}_{j=1}^r \quad (5)$$

系统结构和假设为高斯噪声的统计特性可能从一个模型到另一个模型不一致, 分别表示如下:

$$\begin{cases} F[M_j] = F_j \\ W[k-1, M_j] \sim N(\mu_j, Q_j) \end{cases} \quad (6)$$

模型的跳变规律服从已知转移概率的马尔科夫链

$$P\{M(k) = M_j | M(k-1) = M_i\} = p_{ij} \quad (7)$$

式中, p_{ij} 是根据马尔科夫链, 系统由模型 i 转移到模型 j 的转移概率.

交互多模型法主要包括混合概率计算、交互/混合计算、模型条件滤波、模型更新概率的计算及状态估计和协方差组合. 图 1 所示为两个模型交互多模型算法的一个循环的流程, 具体的算法和参数描述均可以参考文献[6]. 其中 Λ_k^i 表示模型的似然函数, 它是高斯型的, 表示如下:

$$\Lambda_k^i = \frac{1}{\sqrt{2\pi} S_k^i} \exp \left\{ -\frac{1}{2} [z_k - Z_{k/k-1}^i]^T (S_k^i)^{-1} [z_k - Z_{k/k-1}^i] \right\} \quad (8)$$

$Z_{k/k-1}^i$ 和 S_k^i 分别为测量预测和相应的新息协方差.

4 多速率多模型交互实现机动目标全速率跟踪

为简单起见, 假设采用两个多速率模型进行多模型交互. 测量值为 $z_1, z_2, z_3, z_4, \dots$, 那么对它变换处理, 可以得到半速率模型的测量结果 $z_{1_L}, z_{2_L}, z_{3_L}, \dots$. 这里为了实现目标的全速率跟踪将得到的低分辨率上的数据分成两组进行处理, 分别用 $(z_{1_L}, z_{2_L}, z_{3_L}, \dots)_1$ 和 $(z_{1_L}, z_{2_L}, z_{3_L}, \dots)_2$ 表示. $(z_{k_L})_1 = 0.5(z_{2k} + z_{2k-1})$, $(z_{k_L})_2 = 0.5(z_{2k} + z_{2k+1})$. 前组数据的滤波模型描述如式(3), 后组数据的滤波模型只需将式(3)的时间下标作相应修改即可, 这里就不再给出了. $(z_{1_L}, z_{2_L}, z_{3_L}, \dots)_1$ 对应于原始域的 $2, 4, 6, \dots$ 时刻, $(z_{1_L}, z_{2_L}, z_{3_L}, \dots)_2$ 对应于原始域的 $3, 5, 7, \dots$ 时刻. 对 $(z_{1_L}, z_{2_L}, z_{3_L}, \dots)_1$ 采用两个半速率模型进行多模型交互滤波, 通常这两个半速率模型是由全速率的机动模型和非机动模型通过式(3)得到的, 滤波结果相当于原始域的 $\hat{x}_2, \hat{x}_4, \hat{x}_6, \dots$; 而对 $(z_{1_L}, z_{2_L}, z_{3_L}, \dots)_2$ 采取同样的方式进行滤波得到的结果相当于原始域的 $\hat{x}_3, \hat{x}_5, \hat{x}_7, \dots$. 把这两次滤波结果进行交织便得到了全速率跟踪结果 $\hat{x}_2, \hat{x}_3, \hat{x}_4, \hat{x}_5, \hat{x}_6, \dots$. 图 2 为该方法的示意图.

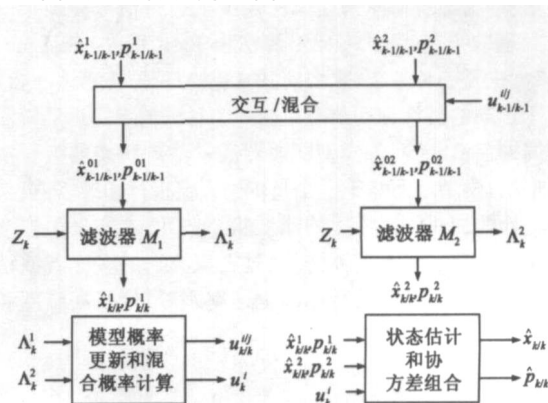


图 1 交互多模型算法的一个循环

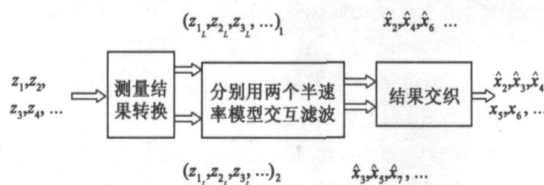


图2 算法示意图

5 仿真

该仿真参考了文献[7]。目标从(10000, 10000)m出发, 前40s在 x, y 方向均做250m/s的匀速直线运动, 41~66s在 x, y 方向以 20m/s^2 做匀加速运动, 67~90s加速度变为 -20m/s^2 , 随后在 x, y 两方向做匀速直线运动直到第140s。采用半速率CV(constant velocity)和半速率CA(constant acceleration)模型进行交互, x, y 方向的测量误差为1000m, 采样周期为1s, 仿真次数为50。图3为 x 方向的测量结果, y 方向的与此类似, 所以下面仅给出 x 方向的仿真结果。

首先, 采用两次半速率CV和CA模型交互进行滤波, 将结果交织后得到全速率跟踪结果及模型的交互概率如图4和5所示。随后, 采用全速率CV和CA模型交互即传统方法进行滤波实现全速率跟踪, 得到模型的交互概率如图6所示。为了比较两种算法, 图7给出了两种方法获得的 x 方向均方根误差(RMSE)曲线, 其中A方法代表传统方法, B方法代表交织多速率多模型交互滤波结果的方法。

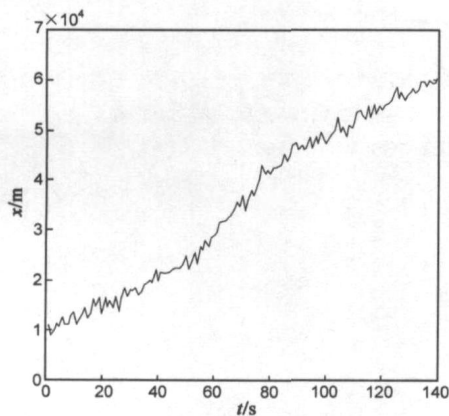
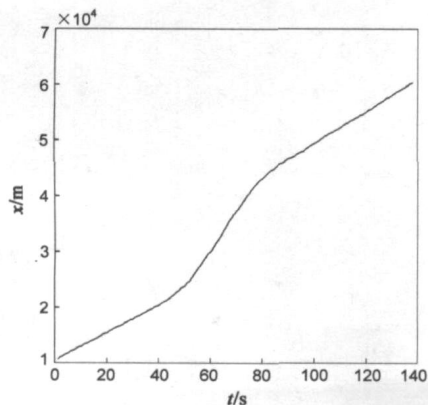
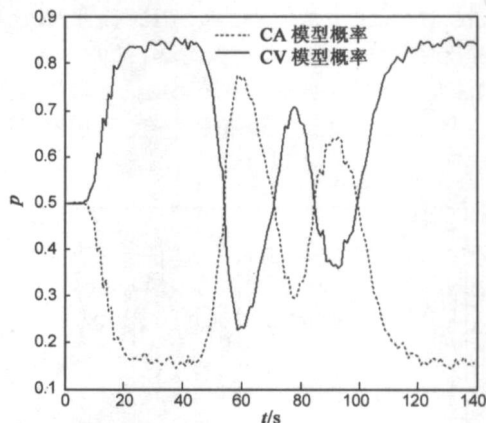
图3 目标 x 方向的测量结果图4 目标 x 方向的滤波曲线

图5 半速率模型交互概率

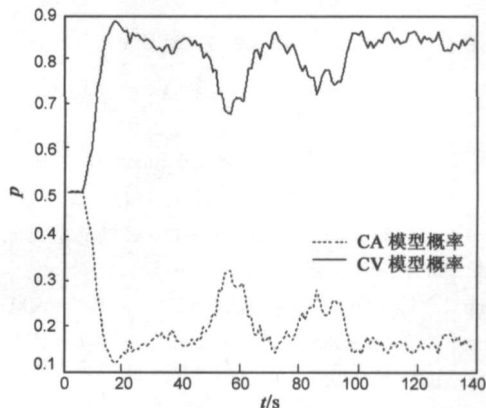


图6 全速率模型交互概率

6 结果分析

上述仿真中分别使用了传统的多模型滤波和两次半速率多模型滤波实现了目标的全速率跟踪。由于目标在41~90s做机动性运动, 所以在此期间, CA模型的概率越大越好。对比图5和图6可见, A方法中在机动期间, CA模型的概率虽然有上升的趋势, 但是两个模型中占主导的仍然为CV模型。在B方法中, 从机动时刻开始, 半速率CV模型的概率陡然下降到约0.2, 同时半速率CA模型的概率迅速上升到约0.8。由此可见, 采用半速率模型交互实现全速率跟踪后, 在机动期间机动模型占主导地位, 非机动期间非机动模型占主导地位。导致该结果的根本原因在于采用多速率模型即对原测量序列进行了小波变换, 用来滤波的序列为低分辨率序列。由于小波变换特有的低通滤波特性, 能有效地抑制测量噪声, 相应提高了测量的信噪比, 能获得原来在单一尺度上进行信号去噪难以获得的处理效果, 也正是这个原因使得半速率模型交互滤波结果的均方误差得到改善。

就A和B两种方法的运算量而言, A方法在每个时刻需要进行滤波, 半速率模型交互的运算量为A的一半, 由于B方法采用了两次半速率模型结果进行交织, 因此A和B方法的运算量相当。此外, 在该仿真中 x, y 方向的测量误差为1000m, 对统计获得的均方根误差曲线在时间轴上取平均得到A方法的平均均方误差为523.9677m, B方法的为440.8757m。当将测量误差增大到10000m, 仿真后得到A方法的平均均方

误差为 765.8797m, B 方法的为 558.2371m, 因此, 按这种方式减小信噪比时, A 方法的误差增大 241m, 而 B 方法误差增大 117m, 由此可见 A 方法具有较强的抗干扰能力. 采用多速率多模型的全速率跟踪方法使得高精度和全速率滤波能同时得到实现.

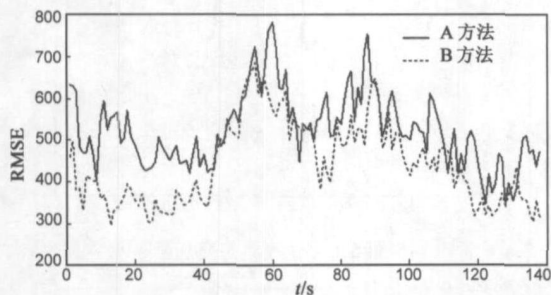


图 7 全速率交互和半速率交互滤波 x 方向的 RMSE

参考文献:

- [1] Hong L. Multiresolutional distributed filtering[J]. IEEE Trans, 1994, AC-39(4): 853–856.
- [2] Hong L. Multiresolutional multiple model target tracking[J]. IEEE Trans, 1994, AES 30(2): 518–524.
- [3] Hong L. Two level JPDA-NN and NN-JPDA tracking algorithms[A]. Proceeding of American Control Conf[C]. Baltimore, MD, 1994. 1057–1061.
- [4] Hong L, SCAGGS T. Real-time optimal filtering for stochastic systems with multiresolutional measurements[J]. Syst Control Lett, 1993, 21(5): 381–387.
- [5] H A P Blom, Y B Shalom. The interacting multiple model

algorithm for systems with Markovian switching coefficients[J]. IEEE Trans, 1988, AC-33(8): 780–783.

- [6] 杨万海. 多传感器数据融合及应用[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2004. 92–94.

Yang W H. Data fusion of multisensor and its applications[M]. Xi'an: Xidian University Press, 2004, 92–94. (in Chinese)

- [7] Hong L, Ding Z, Wood R A. Development of multirate model and multirate interacting multiple model algorithm for multiplatform multisensor tracking[J]. Optical Eng, 1998, 37(2): 453–467.

作者简介:



程 婷 女, 1982 年出生于江西景德镇, 电子科技大学电子工程学院博士生, 感兴趣的领域有雷达组网与数据融合、多目标跟踪等.

E-mail: citrus@163.com

何子述 男, 1962 年出生于四川新繁, 电子科技大学电子工程学院教授、博士生导师, 感兴趣的领域有阵列信号处理、智能天线、相控阵雷达、光控相控阵技术、MIMO 系统等.

E-mail: zshc@uestc.edu.cn

李会勇 男, 1975 年出生于湖北武汉, 电子科技大学电子工程学院博士生, 感兴趣的领域有自适应信号处理、数字波束形成、MIMO 系统等. E-mail: hyl@uestc.edu.cn