

# 强机动目标自适应变结构多模型跟踪算法<sup>①</sup>

曾 东, 彭冬亮

(杭州电子科技大学 通信信息传输与融合技术国防重点学科实验室, 杭州 310018)

**摘 要:** 在强机动目标跟踪领域, 采用传统基于固定模型集合的交互式多模型算法需要大量模型来描述目标机动, 需要巨大的计算量, 并且过多模型会带来不必要的模型竞争反而降低跟踪性能. 为解决它所带来的问题, 提出一种自适应变结构多模型算法, 采用少量与目标运动模式相关的模型, 在不同时刻根据目标当前机动水平自适应调整模型参数建立新的模型集合, 并对其进行滤波估计. 仿真结果显示该方法能更好的匹配目标运动规律, 有效降低计算复杂度, 提高跟踪精度.

**关键词:** 强机动; 目标跟踪; 自适应; 变结构多模型; 交互式多模型算法

## Adaptive Variable Structure Multiple Model Algorithm for High Maneuvering Target Tracking

ZENG Dong, PENG Dong-Liang

(Key Laboratory of Fundamental Science for National Defense-Communication Information Transmission and Fusion Technology, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** In the region of high maneuvering target tracking, the traditional interacting multiple model(IMM) algorithm has a fixed structure, which needs lots of models to describe the target maneuver, brings calculation burden and unnecessary inter-competition among the models maybe reduce the performance. To resolve this problem, an adaptive variable structure multiple model (AVSMM) algorithm is presented. Using several models which related to the target motion, according to the current target maneuvering level, at different moments, the algorithm can adjust the model's parameters and build a different model set, then begin to filter estimate. Simulation results show that this algorithm can match actual target trajectory with less computational complexity and better accuracy.

**Key words:** high maneuvering; target tracking; adaptive; variable-structure multiple model; interacting multiple model algorithm

## 1 引言

在机动目标跟踪领域, 多模型估计<sup>[1]</sup>因其独有的处理结构和参数未知或变化以及将复杂问题简化为简单子问题的能力, 受到了很大重视. 交互式多模型算法是一种常用的机动目标跟踪算法, 它采用事先确定的固定模型集合来描述目标的运动模式, 但在实际情况下, 有些目标运动方式极为复杂, 如“反舰导弹”这类强机动目标, 为了覆盖目标所有可能的运动模式, 需要尽可能多的模型来描述目标运动, 然而引入过多的模型会造成计算负担, 也可能造成模型之间竞争, 不一定能够明显提高跟踪精度<sup>[2]</sup>, 这样陷入了一个两难的困境.

为解决上述问题, X.R.Li 提出了变结构多模型 (Variable Structure Multiple Models, VSMM) 的思想, 并给出了其实现算法<sup>[3]</sup>. VSMM 很自然很常用的方法是递归自适应模型集合方法, 它包含两个功能部分: 模型集合自适应和模型集合序列条件估计. 在模型集合自适应阶段利用包含在量测序列中的目标运动模式信息, 采用各种方案使得在任一时刻系统中的模型集合都能和目标的真实运动模式相匹配, 模型集合自适应的优劣直接影响着跟踪性能.

本文提出用一种自适应变结构多模型方法解决强机动目标跟踪问题, 在算法中引入转弯模型, 每个模

<sup>①</sup> 收稿时间:2012-03-04;收到修改稿时间:2012-04-06

型参数可根据目标的运动模式自适应变化,通过实时修正子模型转弯角速度参数构建出与目标运动更匹配的模型集合,在任何时刻系统中只需少量与目标运动模式相关的模型即可。

## 1 自适应变结构多模型算法设计

### 1.1 系统描述

在机动目标跟踪系统中,目标运动模型可以用以下方程来描述:

$$X_k = F_{k-1}X_{k-1} + V_{k-1} \quad (1)$$

$$Z_k = HX_k + W_k \quad (2)$$

式中,  $X_k = [x_k \dot{x}_k \ddot{x}_k y_k \dot{y}_k \ddot{y}_k]^T$ ,  $X_k$  为目标在  $k$  时刻的状态,包括位置、速度和加速度。 $Z_k = [x_k, y_k]^T$  是观测向量,这里只考虑位置量测。 $V_{k-1}$  和  $W_k$  分别为过程噪声和观测噪声,假定它们是相互独立的高斯白噪声,协方差分别为  $Q$  和  $R$ 。 $F$  是状态转移矩阵,它能准确地描述目标运动状态,对于不同的运动模型或机动水平,  $F$  一般是不同的。 $H$  是观测矩阵。

### 1.2 AVSMM 算法

AVSMM 算法在一个算法周期内包含有模型集合自适应和模型集合序列条件估计两部分。一个周期的算法如 1)、2)所述。

1) 模型集合自适应是变结构多模型算法独有的决策部分,决策好坏直接影响跟踪性能。在目标表现出不同机动特性时,常伴有不同程度的转弯运动,所以目标运动模型角速度参数应随之变化,AVSMM 算法根据目标运动模型概率和角速度自适应调整各模型参数,快速灵活地确立与当前目标机动水平相匹配的新最优模型集合,具体操作如下:

假设机动目标当前转弯角速率的真实值(未知)在一连续区间  $[-\omega_{\max}, \omega_{\max}]$  内,AVSMM 算法的模型集合是时变的,集合中各个模型的角速度按照下述方式在连续区间自适应地左右来回跳变,可以取到区间内的每一个值,如图 1 所示,  $\omega_l$ 、 $\omega_c$  和  $\omega_r$  分别对应三个模型的角速度,其中  $\omega_c$  为中间模型参数,  $\omega_l$  和  $\omega_r$  位于  $\omega_c$  两端,分别为左模型和右模型参数,且有  $\omega_l < \omega_c < \omega_r$ 。

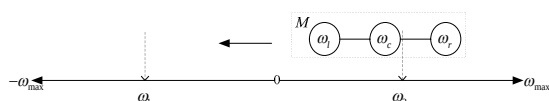


图 1 AVSMM 算法示意图

AVSMM 算法从一个粗略的模型集合开始,假定初始  $M_0 = \{m^l = -\omega_{\max}, m^c = 0, m^r = \omega_{\max}\}$ , 考虑在  $k$  时刻的一个时变模型集合  $M_k = \{m^l = \omega_l(k), m^c = \omega_c(k), m^r = \omega_r(k)\}$ , 在每个递归时间步 ( $k \rightarrow k+1$ ) 内,模型的角速度会自适应调整,最优模型集合的选取分两步:

第一步:重新调整中间模型参数。

$$\omega_c(k+1) = \mu_l(k)\omega_l(k) + \mu_c(k)\omega_c(k) + \mu_r(k)\omega_r(k) \quad (3)$$

式中,  $\{\mu_l, \mu_c, \mu_r\}$  为各模型后验概率。

第二步:更新两端模型参数。

a) 当目标机动水平维持不变时,系统模型集合与目标机动水平相匹配,系统平稳。以图 1 为例,当目标机动水平  $\omega$  在  $\omega_c$  维持不变时,可以看到  $\omega_c$  位于  $\omega_c$  附近,  $\omega_l$  和  $\omega_r$  位于  $\omega_c$  两端,此时有  $\mu_c(k) = \max\{\mu_l(k), \mu_c(k), \mu_r(k)\}$ , 各模型角速度无跳变,有

$$\omega_l(k+1) = \begin{cases} \omega_c(k+1) - \lambda_l(k)/2 & \text{if } \mu_l(k) < t1 \\ \omega_c(k+1) - \lambda_l(k) & \text{else} \end{cases} \quad (4)$$

$$\omega_r(k+1) = \begin{cases} \omega_c(k+1) + \lambda_r(k)/2 & \text{if } \mu_r(k) < t1 \\ \omega_c(k+1) + \lambda_r(k) & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

式中,  $\lambda_l(k) = \max\{\omega_c(k) - \omega_l(k), \delta_\omega\}$ ,  $\lambda_r(k) = \max\{\omega_r(k) - \omega_c(k), \delta_\omega\}$ ,  $t1 < 0.1$  为检测次要模型门限,  $\delta_\omega$  为模型角速率跳变距离。

b) 当目标机动水平从  $\omega_c$  向  $\omega_l$  变化时,系统平稳状态被打破,从图 1 可知,左模型角速度  $\omega_l$  距离  $\omega_l$  最近,此时有  $\mu_l(k) = \max\{\mu_l(k), \mu_c(k), \mu_r(k)\}$ , 各模型角速度向左跳变,模型集合由右向左切换,有

$$\omega_l(k+1) = \begin{cases} \omega_c(k+1) - 2\lambda_l(k) & \text{if } \mu_l(k) > t2 \\ \omega_c(k+1) - \lambda_l(k) & \text{else} \end{cases} \quad (6)$$

$$\omega_r(k+1) = \omega_c(k+1) + \lambda_r(k) \quad (7)$$

式中,  $t2 > 0.9$  为检测重要模型门限。

c) 当目标机动水平从  $\omega_l$  向  $\omega_c$  变化时,系统平稳状态再次被打破,同理可知,此时有  $\mu_l(k) = \max\{\mu_l(k), \mu_c(k), \mu_r(k)\}$ , 模型集合由左向右切换,有

$$\omega_l(k+1) = \omega_c(k+1) - \lambda_l(k) \quad (8)$$

$$\omega_r(k+1) = \begin{cases} \omega_c(k+1) + 2\lambda_r(k) & \text{if } \mu_r(k) > t2 \\ \omega_c(k+1) + \lambda_r(k) & \text{else} \end{cases} \quad (9)$$

此时,得到  $k+1$  时刻的模型集合为  $M_{k+1} = \{m^l = \omega_l(k+1), m^c = \omega_c(k+1), m^r = \omega_r(k+1)\}$ , 根据所得

$k+1$ 时刻的 $\omega$ 值需要重新计算转弯模型的状态转移矩阵 $F$ 。从以上可知,模型集合可以根据目标机动水平不断切换变化,在每个时刻集合中模型的角速度参数都是不同的,可利用以上方式自适应调整并获取当前新的最优模型集合,充分体现了自适应变结构的思想。

2) 模型集合序列条件估计是算法的估计部分,采用交互式多模型算法对获得的当前最优模型集合进行滤波估计。

#### ① 模型初始化

$$\hat{X}^{0j}(k|k) = \sum_{i=1}^r \hat{X}^i(k|k) \mu^{ij}(k|k) \quad j=1, \dots, r \quad (10)$$

$$\hat{P}^{0j}(k|k) = \sum_{i=1}^r [P^i(k|k) + (\hat{X}^i(k|k) - \hat{X}^{0j}(k|k))(\hat{X}^i(k|k) - \hat{X}^{0j}(k|k))^T] \mu^{ij}(k|k) \quad j=1, \dots, r \quad (11)$$

式中混合概率:

$$\mu^{ij}(k|k) = \frac{1}{\bar{c}_j} p_{ij} u^i(k) \quad i, j=1, \dots, r \quad (12)$$

式中,  $\bar{c}_j$  是归一化常数,  $p_{ij}$  是模型  $i$  到模型  $j$  的状态转移概率。

② 滤波估计. 采用 UKF 滤波<sup>[4]</sup>, 利用  $\hat{X}^{0j}(k|k)$ ,  $\hat{P}^{0j}(k|k)$  估计下一时刻的  $\hat{X}^j(k+1|k+1)$  和  $\hat{P}^j(k+1|k+1)$ 。

#### ③ 模型概率更新

$$\mu^j(k+1) = \frac{1}{\sum_{j=1}^r \Lambda^j(k+1) \bar{c}_j} \Lambda^j(k+1) \bar{c}_j \quad j=1, 2, \dots, r \quad (13)$$

式中,  $\Lambda^j(k+1)$  为模型  $j$  的似然函数。

#### ④ 滤波综合输出

$$\hat{X}(k+1|k+1) = \sum_{j=1}^r \hat{X}^j(k+1|k+1) \mu^j(k+1) \quad (14)$$

$$P(k+1|k+1) = \sum_{j=1}^r \mu^j(k+1) P^j(k+1|k+1) + \sum_{j=1}^r \mu^j(k+1) [\hat{X}^j(k+1|k+1) - \hat{X}(k+1|k+1)] [\hat{X}^j(k+1|k+1) - \hat{X}(k+1|k+1)]^T \quad (15)$$

## 2 仿真及性能分析

假定以跟踪某反舰导弹<sup>[5]</sup>“跃升机动”为例。想定目标在轨迹位置(-50000m, 1000m)处开始“跃升机动”。设定目标在 X 方向速度为 400m/s 匀速; Y 方向速度为 0m/s, 加速度为 15m/s<sup>2</sup>。假定目标在机动时段因不同的机动特性会作一些未知弧度转弯运动, 其真实轨迹如图 2 所示。

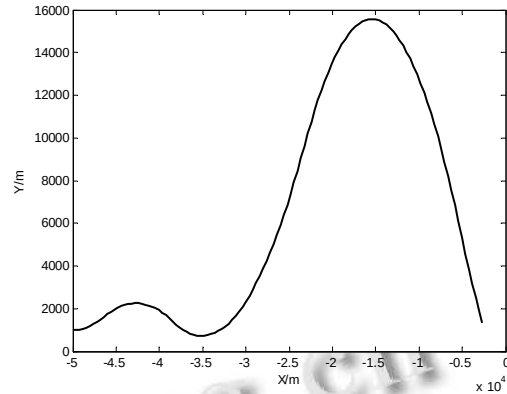


图 2 目标真实轨迹

雷达扫描周期为  $T=1s$ , 取量测噪声为高斯白噪声, 标准差为 400m。采用三个转弯模型, 针对反舰导弹机动时的实际控制方式和运动特征, 各模型角速度 $\omega$ 取值在  $-8^\circ/s \sim 8^\circ/s$  范围内, 因此给定初始模型集合  $M_0 = \{m^1 = -8^\circ/s, m^c = 0, m^r = 8^\circ/s\}$ , 取  $t_1 = 0.1$ ,  $t_2 = 0.9$ ,  $\delta_\omega = 1.5$ , 假定模型集合在初始时刻的概率为:  $\mu_0^{(1)} = 0.7$ ,  $\mu_0^{(c)} = 0.15$ ,  $\mu_0^{(r)} = 0.15$ 。模型间的转移概率为:

$$P = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix}$$

为了验证本文算法的有效性, 根据目标机动特性设定用包含三个模型的 IMM3 算法和包含五个模型的 IMM5 算法同时进行比较。运用 Matlab7.6 软件工具, 分别对这三种算法进行 100 次 MonteCarlo 仿真分析。其跟踪轨迹如图 3 所示, X 和 Y 方向上 RMSE 曲线如图 4 所示, 三种算法的平均位置误差值和 100 次仿真运行时间见表 1。

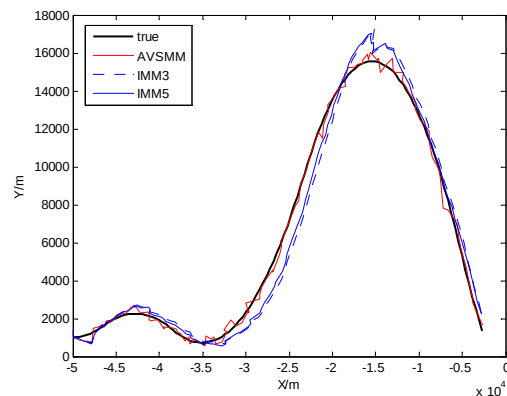


图 3 跟踪轨迹

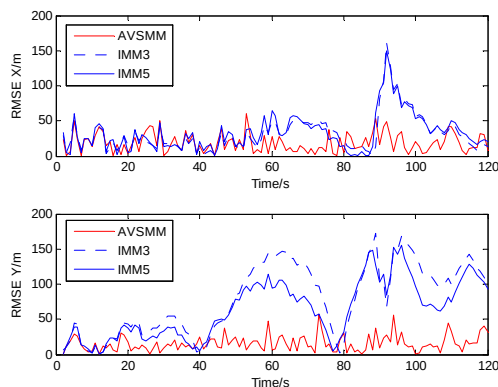


图 4 RMSE 曲线

从图 3、图 4 可以看出,在目标机动初期,机动性较小时,AVSMM 算法和 IMM 算法性能相当;而随后当目标机动性增强进入紧急跃升俯冲状态时,目标发生大弧度转弯的运动,可见 AVSMM 算法依然表现出良好的跟踪性能.从整个机动过程看 AVSMM 算法跟踪位置误差明显要低于 IMM3、IMM5 算法误差.

表 1 X、Y 方向平均误差及 100 次仿真时间

|           | AVSMM   | IMM3    | IMM5    |
|-----------|---------|---------|---------|
| X-RMSE(m) | 18.3657 | 31.3339 | 29.532  |
| Y-RMSE(m) | 15.9147 | 78.7765 | 64.0993 |
| Time (s)  | 32.4527 | 31.5703 | 58.7458 |

从表 1 可以看出,在给定的相同仿真条件下,在 X 和 Y 方向上,AVSMM 算法平均误差是最小的,相比于模型数量相同的 IMM3 算法,虽计算时间略有增加,但在跟踪性能上提高了 41.39%、71.80%;相比于 IMM5 算法,本文算法在跟踪性能上提高了 37.81%、75.17%,时间节省了 44.76%.同时也可以看出固定模

型集合 IMM 算法增加模型数量确实能提高精度,但是计算负担明显增加了,这不利于缓解跟踪精度高低与计算量大小之间的矛盾.

综上所述,本文所提算法在跟踪精度和计算时间上显然优于 IMM 算法,当目标发生强机动时,选择利用自适应调整模型参数实时构建新模型集合进行滤波估计的 AVSMM 算法显然具有优越性.实验结果表明,相比于传统的 IMM 算法,本文算法减少了模型数量,却能更好的匹配目标运动规律,有效降低计算复杂度,提高了跟踪性能,费效比较高.

3 结论

本文提出的 AVSMM 算法可以有效解决强机动目标跟踪问题,采用少量的模型即可实现与目标机动水平的较好的匹配,有效减小了计算负担,提升了跟踪性能.仿真分析证明了本文算法具有较高的费效比.

参考文献

1 Bar-Shalom Y, Li XR, Kirubarajan T. Estimation with Applications to Tracking and Navigation. New Jersey: John Wiley & Sons, 2001. 441-460.

2 李鸿艳,冯新喜.目标跟踪中的多模型算法发展综述.电讯技术,2003,2:12-15.

3 Li XR. Multiple-Model Estimation with Variable Structure. IEEE Trans. on Automation Control, 1996,41(4):478-493.

4 黄翔宇,彭冬亮.基于无味有向图切换的机动目标跟踪 VSM 算法.光电工程,2010,37(12):30-34.

5 蔺文彬,王宪洲,张丕旭.一种跃升俯冲目标跟踪算法仿真研究.舰船电子工程,2011,31(6):105-107.

7 Lindsey S, Raghavendra CS. PEGASIS: Power-efficient gathering in sensor information systems. Proc. of the IEEE Aerospace Conference. Montana, USA: IEEE,2002.1125-1130.

8 蒋畅江,石为人,向敏,唐贤伦.基于 PSO 的无线传感器网络节能分簇协议.计算机工程,2010,36(8):15-17.

9 凌强,张伟华,严金丰.采用 RSSI 技术的新型无线传感器网络路由协议.小型微型计算机系统,2011,32(9):1832-1836.

10 吕涛,朱清新,张路桥.一种基于 LEACH 协议的改进算法.电子学报,2011,39(6):1405-1409.

11 Heinzelman W, Chandrakasan A, Balakrishnan H. Energy-efficient communication protocol for wireless microsensor networks. Proc. of the 33rd Annual Hawaii int'l conf.on System Sciences. Maui, IEEE Computer Society, 2002. 3005-3014.

(上接第 99 页)