

文章编号: 1001-2486(2008)06-0118-05

# 基于多时刻目标运动模式分布的多模型算法\*

李林<sup>1,2</sup>, 何芳<sup>2</sup>, 黄柯棣<sup>1</sup>, 刘宝宏<sup>1</sup>

(1. 国防科技大学 机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 410073; 2. 中国人民解放军 63880 部队, 河南 洛阳 471003)

**摘要:** 在机动目标跟踪过程中, 传感器在利用量测数据计算目标状态的同时, 需要完成对目标运动模式的估计, 并根据估计结果对传感器滤波方程的参数或结构进行调整, 以减小滤波方程与目标运动模式之间的差异, 提高对机动目标的跟踪精度。针对已有多模型算法的不足, 利用多个时刻的目标运动模式分布来解决混合估计问题, 提出一种新的次优多模型(MTMM)算法。仿真结果证明了 MTMM 算法的有效性。

**关键词:** 机动目标; 运动模式; 多模型; 混合估计

中图分类号: TN953 文献标识码: A

## Multiple Target Motion Mode Distribution Based Multiple Model Algorithm

LI Lin<sup>1,2</sup>, HE Fang<sup>2</sup>, HUANG Ke-di<sup>1</sup>, LIU Bao-hong<sup>1</sup>

(1. College of Mechatronics Engineering and Automation, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China;

2. Unit 63880 of PLA, Luoyang 471003, China)

**Abstract:** In tracking maneuvering target, target state and target motion mode must be estimated at the same time, and parameters or structure of filtering function should be modified according to estimation results, so that it can reduce the difference between filtering function and target motion mode, and increase tracking accuracy of maneuvering target. For overcoming the shortcomings of the present suboptimal multiple model algorithms, a new suboptimal multiple model (MTMM) algorithm is introduced, based on multiple target motion mode distribution. Simulation results show the validity of MTMM algorithm.

**Key words:** maneuvering target; motion mode; multiple model; hybrid estimation

在机动目标跟踪过程中, 传感器在计算目标状态的同时, 需要完成对目标运动模式的估计, 并根据估计结果对滤波方程进行修正, 以提高目标的跟踪精度。因此, 机动目标跟踪算法的关键是混合估计, 即对目标状态和目标运动模式的同步估计。

在最优多模型算法中, 混合估计的实现需要计算目标运动模式序列下目标状态的条件概率。随着滤波时间的增加, 所需的计算量将呈指数增长。因此, 在机动目标跟踪过程中只能采用各种次优多模型算法<sup>[1-6]</sup>, 其中, 主要有泛化一阶伪贝叶斯(GPB1)算法、泛化二阶伪贝叶斯(GPB2)算法和交互式多模型(IMM)算法。

与最优多模型算法相比, 次优多模型算法通过引入目标运动模式序列为马尔可夫过程的假设条件来简化混合估计的计算, 即只考虑前一时刻的目标运动模式分布对混合估计的影响。由于忽略了更早时刻的目标运动模式分布对当前估计的作用, 导致了次优多模型算法机动目标跟踪性能的下降。

### 1 问题描述

考虑如下的多模型混合随机系统:

$$X(k) = f[k, X(k-1), W(k-1), M(k)], \quad Z(k) = h[k, X(k), V(k), M(k)]$$

其中,  $k$  代表量测数据的采样时刻  $t_k$ ;  $X(k)$  是目标状态;  $Z(k)$  是量测数据;  $M(k)$  是目标运动模式; 过程噪声  $W(k)$  和测量噪声  $V(k)$  均为白噪声, 且与目标初始状态  $X(0)$  和目标运动模式序列

\* 收稿日期: 2008-06-17

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60704038)

作者简介: 李林(1976-), 男, 博士生。

$\{M(t), 1 \leq t \leq k\}$  相互独立。

目标运动模式的数量为  $r$ ;  $(t_{k-1}, t_k]$  上的目标运动模式为:  $M(k) = j (1 \leq j \leq r)$ ;  $M(k) = j$  所对应的状态方程为:  $X(k+1) = F_j(k)X(k) + W_j(k)$ ;  $E[W_j(k)W_j(l)^T] = Q_j(k)\delta_{kl}$ ; 传感器的测量方程为:  $Z(k) = H(k)X(k) + V(k)$ ;  $E[V(k)V(l)^T] = R(k)\delta_{kl}$ ; 目标运动模式间的转移概率  $P_{ij}$  为:  $P_{ij} = P(M(k) = j | M(k-1) = i) (1 \leq i, j \leq r)$ ;  $t_k$  时刻的目标运动模式概率  $\mu_{k,i}$  为:  $\mu_{k,i} = P(M(k) = i | Z^k)$ ;  $Z^k = \{Z(l), 1 \leq l \leq k\}$ 。

$t_k$  时刻的混合估计通过计算如下的联合概率  $P_{k,i}$  实现:

$$P_{k,i} = P(X(k), M(k) = i | Z^k) \quad (1)$$

## 2 MTMM 算法

由(1)式可得  $t_{k+1}$  时刻的联合概率  $P_{k+1,j}$  如下:

$$\begin{aligned} P_{k+1,j} &= P(X(k+1), M(k+1) = j | Z(k+1), Z^k) \\ &= \frac{1}{C1_{k+1}} P(Z(k+1) | X(k+1), M(k+1) = j, Z^k) P(X(k+1), M(k+1) = j | Z^k) \end{aligned} \quad (2)$$

其中,  $C1_{k+1}$  为归一化常数。

由于测量噪声  $V(k)$  为白噪声, 则有

$$P(Z(k+1) | X(k+1), M(k+1) = j, Z^k) = P(Z(k+1) | X(k+1), M(k+1) = j)$$

对于(2)式, 有

$$\begin{cases} P(X(k+1), M(k+1) = j | Z^k) = P(X(k+1) | M(k+1) = j, Z^k) \\ \sum_{i=1}^r \sum_{l=1}^r P(M(k+1) = j | M(k) = i, M(k-1) = l, Z^k) P(M(k) = i, M(k-1) = l | Z^k) \end{cases} \quad (3)$$

对于(3)式, 有

$$\begin{aligned} &P(X(k+1) | M(k+1) = j, Z^k) \\ &= \int P(X(k+1) | X(k), M(k+1) = j) P(X(k) | M(k+1) = j, Z^k) dX(k) \end{aligned} \quad (4)$$

$$\begin{aligned} &P(M(k+1) = j | M(k) = i, M(k-1) = l, Z^k) P(M(k) = i, M(k-1) = l | Z^k) \\ &= P(M(k+1) = j | M(k) = i) P(M(k) = i, M(k-1) = l | Z^k) = P_{ij} P(M(k) = i, M(k-1) = l | Z^k) \end{aligned} \quad (5)$$

对于(4)式, 有

$$\begin{aligned} &P(X(k) | M(k+1) = j, Z^k) \\ &= \sum_{i=1}^r \sum_{l=1}^r P(X(k) | M(k) = i, Z^k) P(M(k) = i, M(k-1) = l | M(k+1) = j, Z^k) \end{aligned} \quad (6)$$

对于(6)式, 有

$$\begin{aligned} &P(M(k) = i, M(k-1) = l | M(k+1) = j, Z^k) \\ &= \frac{1}{C2_{k+1,j}} P(M(k+1) = j | M(k) = i, M(k-1) = l, Z^k) P(M(k) = i, M(k-1) = l | Z^k) \end{aligned} \quad (7)$$

其中,  $C2_{k+1,j}$  为归一化常数。

对于(5)式, 有

$$P(M(k) = i, M(k-1) = l | Z^k) = P_{ii} P(M(k-1) = l | Z^k) \quad (8)$$

对于(8)式, 有

$$\begin{aligned} &P(M(k-1) = l | Z^k) = P(M(k-1) = l | Z(k), Z^{k-1}) \\ &= \frac{1}{C3_{k-1}} P(Z(k) | M(k-1) = l, Z^{k-1}) P(M(k-1) = l | Z^{k-1}) \\ &= \frac{1}{C3_{k-1}} \mu_{k-1,l} P(Z(k) | M(k-1) = l, Z^{k-1}) \end{aligned} \quad (9)$$

其中,  $C3_{k-1}$  为归一化常数。

对于(9)式, 有

$$\begin{aligned} & P(Z(k) | M(k-1) = l, Z^{k-1}) \\ &= \sum_{d=1}^r P(Z(k) | M(k) = d, M(k-1) = l, Z^{k-1}) P(M(k) = d | M(k-1) = l) \\ &= \sum_{d=1}^r P(Z(k) | M(k) = d, M(k-1) = l, Z^{k-1}) P_{ld} \end{aligned}$$

设  $P(Z(k) | M(k) = d, M(k-1) = l, Z^{k-1}) = N(\tilde{Z}_d(k), 0, S_{k,d})$  (其中,  $\tilde{Z}_d(k)$  和  $S_{k,d}$  分别为  $t_k$  时刻目标运动模式为  $d$  时的滤波新息和新息协方差), 则(9)式是利用  $t_k$  时刻的滤波结果对  $t_{k-1}$  时刻的目标运动模式概率进行修正; (7)式和(5)式是利用修正后的  $t_{k-1}$  时刻的目标运动模式概率分别计算不同目标运动模式下的初始数据和滤波数据的加权系数。

综上, 可得MTMM算法的执行步骤如下:

(1) 初始数据计算:

$$\begin{aligned} \bar{X}_{k-1|k-1} &= \sum_{i=1}^r X_{k-1|k-1}^i L5_{ij} \\ \bar{P}_{k-1|k-1} &= \sum_{i=1}^r [P_{k-1|k-1}^i + (\bar{X}_{k-1|k-1} - X_{k-1|k-1}^i)(\bar{X}_{k-1|k-1} - X_{k-1|k-1}^i)^T] L5_{ij} \\ L5_{ij} &= \sum_{e=1}^r \frac{1}{C2_{k,j}} L4_{j,i,e}, \\ C2_{k,j} &= \sum_{e=1}^r \sum_{u=1}^r L4_{j,e,u} \\ L4_{j,i,l} &= P_j P_l L3_l \\ L3_l &= \frac{1}{C3_{k-2}} L2_l \mu_{k-2,l} \\ C3_{k-2} &= \sum_{e=1}^r L2_e \mu_{k-2,e} \\ L2_l &= \sum_{d=1}^r L1_{k-1,d} P_{ld} \\ L1_{k-1,i} &= N(\tilde{Z}_i(k-1), 0, S_{k-1,i}) \end{aligned}$$

其中,  $X_{k-1|k-1}^i$  和  $P_{k-1|k-1}^i$  分别为  $t_{k-1}$  时刻目标运动模式为  $i$  时的目标状态和协方差;  $\bar{X}_{k-1|k-1}$  和  $\bar{P}_{k-1|k-1}$  分别为  $t_k$  时刻目标运动模式为  $j$  时的目标初始状态和协方差。

(2) 进行滤波处理: 采用卡尔曼滤波算法对各种目标运动模式下的目标状态进行计算。

(3) 模型概率更新:

$$\mu_{k,j} = \frac{1}{C1_k} L1_{k,j} C2_{k,j}, \quad C1_k = \sum_{e=1}^r L1_{k,e} C2_{k,e}$$

(4) 生成融合数据:

$$\hat{X}_{klk} = \sum_{j=1}^r X_{klk}^j \mu_{k,j}, \quad \hat{P}_{klk} = \sum_{j=1}^r [P_{klk}^j + (\hat{X}_{klk} - X_{klk}^j)(\hat{X}_{klk} - X_{klk}^j)^T] \mu_{k,j}$$

其中,  $X_{klk}^j$  和  $P_{klk}^j$  分别为  $t_k$  时刻目标运动模式为  $j$  时的目标状态和协方差;  $\hat{X}_{klk}$  和  $\hat{P}_{klk}$  分别为  $t_k$  时刻融合得到的目标状态和协方差。

MTMM算法和IMM算法的最大不同是在初始数据计算上; 前者需要进行  $r^2$  项的求和计算, 而后者仅需考虑  $r$  项的求和。因此, MTMM算法的实时性要低于IMM算法。

目标运动模式数量为2时MTMM算法执行框图如图1所示。

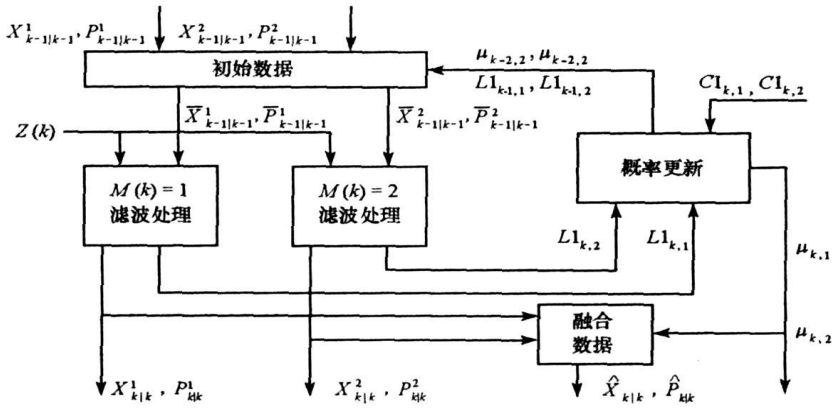


图 1 MTMM 算法执行框图

Fig. 1 Block diagram of MTMM algorithm

### 3 仿真结果

下面通过仿真计算来验证 MTMM 算法的有效性。

仿真在一维平面坐标系下完成;  $t_k$  时刻的状态数据为  $X(k) = [x(k), \dot{x}(k)]^T$ , 量测数据为  $Z(k) = x(k)$ ; 采样起始时间为 0.2s; 采样周期为  $Tu = 0.4s$ ; 目标运动模式的数量为 2; 目标运动模式的初始概率均为 0.5。

目标的运动方程为:

$$x(t) = \begin{cases} 20t, & 0 \leq t \leq 10 \\ 10(t-10)^2 + v(t-10) + 200, & 10 \leq t \leq 20 \\ 220(t-20) + 3400, & 20 \leq t \leq 30 \end{cases}$$

状态方程的形式如下:

$$F_1 = \begin{bmatrix} 1 & Tu & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad Q_1 = \begin{bmatrix} Tu^4 & 2Tu^3 & 0 \\ 2Tu^3 & 4Tu^2 & 0 \\ 0 & 0 & 4 \end{bmatrix}$$

$$F_2 = \begin{bmatrix} 1 & Tu & Tu^2/2 \\ 0 & 1 & Tu \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad Q_2 = \begin{bmatrix} Tu^4 & 2Tu^3 & 2Tu^2 \\ 2Tu^3 & 4Tu^2 & 4Tu \\ 2Tu^2 & 4Tu & 4 \end{bmatrix}$$

测量方程的形式为:

$$H = [1 \ 0 \ 0], \quad R = 4$$

当转移概率为  $\begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} \\ P_{21} & P_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.81 & 0.19 \\ 0.1 & 0.9 \end{bmatrix}$  时, 仿真结果如图 2~ 4 所示。

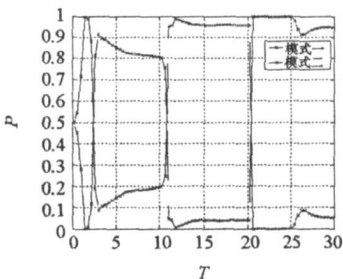


图 2 IMM 算法运动模式概率分布  
Fig. 2 Mode probability distribution of IMM algorithm

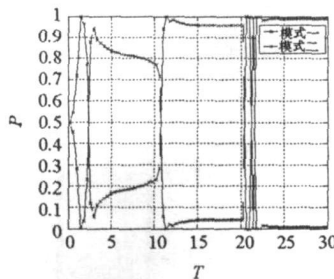


图 3 MTMM 算法运动模式概率分布  
Fig. 3 Mode probability distribution of MTMM algorithm

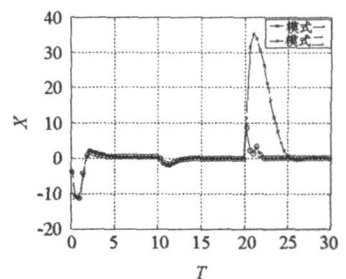


图 4 航迹误差比较  
Fig. 4 Track error comparison

当转移概率为  $\begin{bmatrix} P_{11} & P_{12} \\ P_{21} & P_{22} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.7 & 0.3 \\ 0.2 & 0.8 \end{bmatrix}$  时, 仿真结果如图 5~ 7 所示。

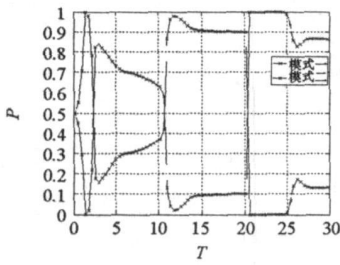


图 5 IMM 算法运动模式概率分布

Fig. 5 Mode probability distribution of IMM algorithm

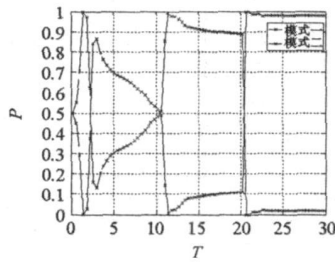


图 6 MTMM 算法运动模式概率分布

Fig. 6 Mode probability distribution of MTMM algorithm

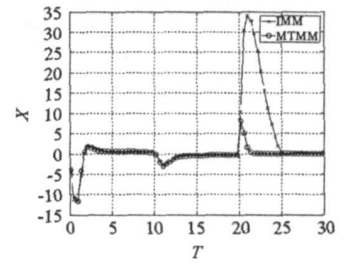


图 7 航迹误差比较

Fig. 7 Track error comparison

由图 4 和图 7 可知: MTMM 算法可以获得优于 IMM 算法的滤波精度。MTMM 算法和 IMM 算法的仿真时间(每仿真一拍的时间)如表 1 所示。

表 1 MTMM 算法和 IMM 算法的仿真时间

Tab. 1 Simulation time of MTMM and IMM algorithms

	IMM	MTMM
仿真时间(s)	0.001	0.002

## 4 结论

针对已有多模型算法的不足, 利用多个时刻的目标运动模式分布来解决混合估计问题, 提出一种新的次优多模型(MTMM)算法。仿真结果证明了 MTMM 算法的有效性。

## 参考文献:

- [1] 王洁. 多模型估计方法[J]. 火力与指挥控制, 2001, 26(4): 1- 5.
- [2] 丁春山. 机动目标跟踪典型算法评述[J]. 舰船电子工程, 2006, 26(1): 25- 35.
- [3] Blom H A P. An Efficient Filter for Abruptly Changing Systems[C]//Proc. 23<sup>rd</sup> IEEE Conf. Decision and Control, Las Vegas, NV, 1984: 656- 658.
- [4] Johnston L A. An Improvement to the Interacting Multiple Model (IMM) Algorithm[J]. IEEE Trans. Signal Processing, 2001, 49(12): 2893- 2908.
- [5] Pitre R R. A Comparative Study of Multiple-model Algorithms for Maneuvering Target[C]//Proceedings of SPIE, 2005, 5809: 549- 560.
- [6] Bar Y. IMM Estimator Versus Optimal Estimator for Hybrid Systems[J]. IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, 2005, 41(3): 986- 991.