

# 一种基于交互式多模型算法的联邦滤波器

刘春旭

(中国电子科学研究院,北京 100041)

**摘要:** 针对联邦滤波器对实际目标尤其是机动目标的估计精度较低的问题,将联邦滤波器与动态多模型估计算法相结合,提出一种基于交互式多模型算法的联邦滤波器。该算法采用交互式多模型算法来代替卡尔曼滤波算法作为子滤波器,克服非线性条件下的滤波发散,从而提高滤波稳定性和状态估计精度。仿真结果表明,在目标做机动的情况下,联邦 IMM 滤波器的估计误差始终保持在一定范围内,具有良好的稳定性和容错性。

**关键词:** 多传感器; 联邦滤波器; 交互式多模型; 估计融合

**中图分类号:** V271.4; TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2014)07-0051-05

## A Federated Filter Based on Interacting Multiple Model Algorithm

LIU Chun-xu

(China Academy of Electronics and Information Technology, Beijing 100041, China)

**Abstract:** In order to solve the problem that the estimation accuracy of ordinary federated filter is insufficient when processing the actual targets, especially the maneuvering targets, a new federated filter is proposed based on interacting multiple model (IMM) algorithm. The IMM algorithm is introduced in the federated filter instead of Kalman filter as a sub-filter to prevent the divergence in nonlinear situation and enhance the estimate accuracy and stability. The simulation results show that the estimation error of the federated IMM filter is continually limited to a certain bound while processing the maneuvering targets, which reveals its fine stability and fault tolerance.

**Key words:** multi-sensor; federated filter; interacting multiple model; estimation fusion

### 0 引言

近年来,随着目标的隐身性能和机动性能进一步提高,多传感器协同探测<sup>[1]</sup>得到了广泛关注和应用。如何更好地利用来自多个信息源的探测数据,提高目标状态估计融合的容错性和估计精度,成为多源信息融合领域的重点研究内容。

目前,多传感器信息融合主要包括集中式和分布式融合两种结构<sup>[2]</sup>。集中式融合结构的估计精度比分布式结构高,但是存在容错性差、计算负担重、通信开销高等缺点,这些因素推动了分散式滤波方法的发展。其中,Calson 提出的联邦滤波器(Federated Filter)<sup>[3]</sup>采用了方差上界技术和信息分配原则,消除各传感器子滤波器估计结果的相关性,从而在计算量增加较小的

前提下获得与集中式融合相同的估计精度。

虽然联邦滤波器具有实现简单、容错性高等诸多优点,但其子滤波器通常采用 Kalman 滤波算法<sup>[4-5]</sup>,要得到最优估计,必须要求系统的动态模型是线性且准确的,并且噪声的统计特性服从高斯分布,否则滤波器将发散。而在实际情况中很难满足如此理想的条件,并且目标运动状态也不可能是一成不变的,尤其是在目标做机动的情况下会产生较大的估计误差。因此,为了提高实际目标尤其是机动目标的状态估计精度,本文将联邦滤波器与动态多模型估计算法相结合,提出了一种联邦 IMM 滤波器。该滤波器采用交互式多模型(Interacting Multiple Model, IMM)算法<sup>[6]</sup>作为子滤波器,克服非线性条件下的滤波发散,从而提高滤波稳定性和估计精度。

### 1 联邦滤波器

联邦滤波器是一种具有两级结构的分散化滤波方法,由多个子滤波器和一个主滤波器构成<sup>[3]</sup>,如图 1 所

收稿日期:2013-06-27

修回日期:2013-09-08

作者简介:刘春旭(1985—),男,河北石家庄人,博士,工程师,研究方向为信息融合相关技术。

示。每个传感器分别对应一个子滤波器,各个子滤波器分别独立地进行时间更新和量测更新。而主滤波器将各子滤波器的结果进行融合,产生系统状态的最优估计值,并分配给各子滤波器成为下一个处理周期的初值,同时采用信息分配原理把系统中的动态噪声信息分配到每一个子滤波器和主滤波器中,利用方差上界技术消除了各个子滤波器状态估计的相关性,在不改变子滤波器算法形式的前提下保持各个子滤波器之间相互独立。

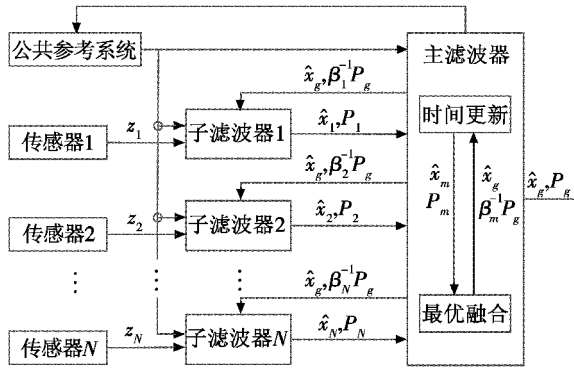


图1 联邦滤波器结构

Fig.1 The structure of federated filter

联邦滤波器的工作流程首先从信息分配开始,系统的过程信息  $Q(k-1)^{-1}$  和  $P_g(k-1)^{-1}$  在主滤波器和各子滤波器之间的信息分配原则为

$$\begin{cases} Q_i(k-1) = \beta_i^{-1} Q(k-1) \\ P_i(k-1) = \beta_i^{-1} P_g(k-1) \\ \hat{x}_i(k-1) = \hat{x}_g(k-1), i=1,2,\dots,N,m \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $N$  为子滤波器数量;  $\beta_i$  和  $\beta_m$  为各子滤波器及主滤波器的信息分配系数,并满足

$$\sum_{i=1}^N \beta_i + \beta_m = 1, \beta_i > 0. \quad (2)$$

假设传感器  $i$  在  $k$  时刻的量测为  $z_i(k)$ , 噪声协方差阵为  $R_i(k)$ , 量测矩阵为  $H_i(k)$ , 各子滤波器和主滤波器的状态转移矩阵均为  $F(k)$ 。时间更新过程在各滤波器之间独立进行,目标状态预测为

$$\begin{cases} \hat{x}_i(k|k-1) = F(k-1)\hat{x}_i(k-1) \\ P_i(k|k-1) = F(k-1)P_i(k-1)F(k-1)^T + Q_i(k-1) \end{cases} \quad (3)$$

各子滤波器分别产生局部状态估计

$$\begin{cases} P_i(k) = [P_i(k|k-1)^{-1} + H_i(k)^T R_i(k)^{-1} H_i(k)]^{-1} \\ \hat{x}_i(k) = P_i(k) [P_i(k|k-1)^{-1} \hat{x}_i(k|k-1) + H_i(k)^T R_i(k)^{-1} Z_i(k)] \end{cases} \quad (4)$$

主滤波器没有量测,其滤波更新为  $\hat{x}_m(k|k-1)$  和  $P_m(k|k-1)$ 。最后联邦滤波器将各局部估计进行融合得到全局估计

$$\begin{cases} P_g(k) = \left[ \sum_{i=1}^N P_i(k)^{-1} + P_m(k|k-1)^{-1} \right]^{-1} \\ \hat{x}_g(k) = P_g(k) \left[ \sum_{i=1}^N P_i(k)^{-1} \hat{x}_i(k) + P_m(k|k-1)^{-1} \hat{x}_m(k|k-1) \right] \end{cases} \quad (5)$$

## 2 交互式多模型算法

基于混合系统的多模型估计是一种有效的自适应估计方法,而 IMM 算法是引入了输入交互的动态多模型算法,以其优越的估计性能和计算优势成为混合估计领域中的主流研究方向。IMM 算法在所有实际可行的非线性次优滤波算法中被认为是最有效的算法之一,已被成功地应用于解决机动目标跟踪<sup>[7]</sup>等实际的问题。

与同一时刻只有一个滤波模型的传统滤波算法所不同的是,IMM 算法同时保持多个滤波模型对目标状态分别进行估计,模型间基于一个马尔可夫链进行切换,并根据各模型的匹配概率来计算全局状态估计结果,其算法结构如图2所示。

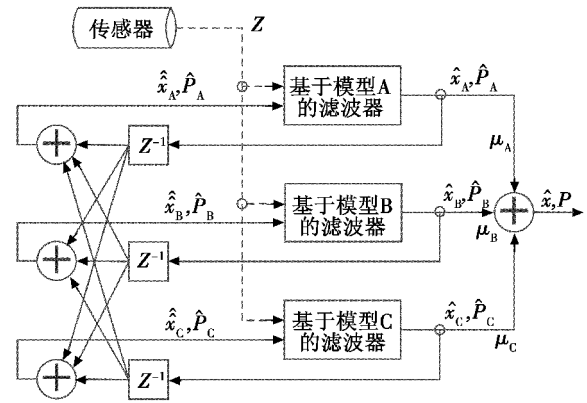


图2 IMM算法结构

Fig.2 The structure of IMM

IMM 算法是一种递推算法,首先,选取多个模型来匹配目标的运动模式;然后,利用前一时刻的各模型滤波结果和各模型的先验概率产生各模型在当前时刻的滤波结果和模型匹配的概率;最后,对各模型滤波结果进行概率加权融合得出在当前时刻的全局状态估计。

## 3 联邦 IMM 滤波器

本文所提出的联邦 IMM 滤波器采用 IMM 算法来替代传统联邦滤波器中子滤波器所采用的 Kalman 算法,结合 IMM 算法优异的机动目标跟踪性能以及联邦滤波器良好的容错结构和融合性能,可以有效提高对实际目标尤其是机动目标的估计精度,算法结构如图3所示。

假设有  $N$  个滤波模型,  $M$  个传感器;各滤波模型的状态转移矩阵和过程噪声协方差阵为  $F^i(k)$  和  $Q^i(k)$ ,  $i=1,2,\dots,N$ ;各传感器在  $k$  时刻的量测为  $z_j(k)$ , 量测矩阵和量测噪声协方差阵为  $H_j(k)$  和  $R_j(k)$ ,  $j=1,2,\dots,M$ 。

1) 各传感器中的各模型混合概率。

假设  $k-1$  时刻传感器  $j$  的模型  $l$  的模型概率为  $\mu_j^l(k-1)$ ,  $l \in N, j \in M$ , 模型  $l$  到模型  $i$  的转移概率为  $\pi_{li}$ , 那么传感器  $j$  的模型  $i$  的预测概率和混合概率为

$$\bar{\mu}_j^i(k-1) = \sum_{l=1}^N \pi_{li} \mu_j^l(k-1) \quad (6)$$

$$\mu_j^i(k-1) = \frac{\pi_{li} \mu_j^l(k-1)}{\bar{\mu}_j^i(k-1)} \quad (7)$$

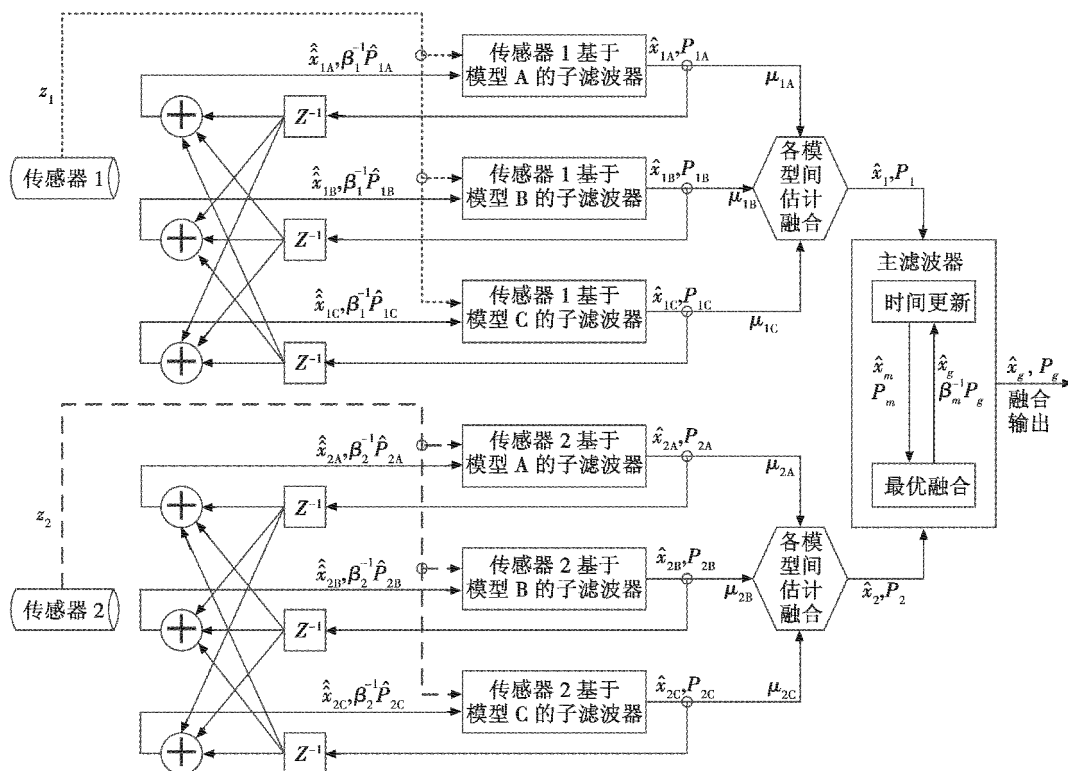


图 3 联邦 IMM 滤波器算法结构

Fig. 3 The structure of federated IMM filter algorithm

2) 信息分配系数计算。

假设  $k-1$  时刻传感器  $j$  局部估计和协方差分别为  $\hat{x}_j^i(k-1)$  和  $P_j^i(k-1)$ ,  $j \in M$ , 信息分配系数  $\beta_j$  的算式<sup>[8]</sup>为

$$\beta_j = \frac{(1 - \beta_m) \| P_j(k-1) \|}{\sum_{j=1}^M \| P_j(k-1) \|} \quad (8)$$

式中:  $j \in M; \| A \| = \sqrt{\sum(A \cdot A^T)}$ 。

3) 各传感器中的各模型混合估计。

假设在  $k-1$  时刻传感器  $j$  的模型  $l$  局部状态估计和协方差阵分别为  $\hat{x}_j^l(k-1)$  和  $P_j^l(k-1)$ , 那么在  $k$  时刻模型  $i$  的混合状态估计和混合协方差阵估计分别为

$$\begin{cases} \hat{x}_j^i(k-1) = \sum_{l=1}^N \mu_j^l(k-1) \hat{x}_j^l(k-1) \\ \hat{P}_j^i(k-1) = \sum_{l=1}^N \mu_j^l(k-1) \{ P_j^l(k-1) + [\hat{x}_j^l(k-1) - \hat{x}_j^i(k-1)] \times [\hat{x}_j^l(k-1) - \hat{x}_j^i(k-1)]^T \} \end{cases} \quad (9)$$

4) 各传感器基于各模型的子滤波器更新。

传感器  $j$  基于模型  $i$  在  $k$  时刻的状态预测和过程噪声协方差阵为

$$\begin{cases} \hat{x}_j^i(k|k-1) = F^i(k-1) \hat{x}_j^i(k-1) \\ P_j^i(k|k-1) = [F^i(k-1) \hat{P}_j^i(k-1) \times \\ F^i(k-1)^T + Q_j^i(k-1)] \beta_j^{-1} \end{cases} \quad (10)$$

量测残差及其协方差阵分别为

$$\tilde{z}_j^i(k) = z_j(k) - H_j(k) \hat{x}_j^i(k|k-1) \quad (11)$$

$$S_j^i(k) = H_j(k) P_j^i(k|k-1) H_j(k)^T + R_j(k) \quad (12)$$

滤波增益阵为

$$K_j^i(k) = P_j^i(k|k-1) H_j(k)^T S_j^i(k)^{-1} \quad (13)$$

那么传感器  $j$  基于模型  $i$  的子滤波器在  $k$  时刻的状态估计更新和协方差阵为

$$\begin{cases} \hat{x}_j^i(k) = \hat{x}_j^i(k|k-1) + K_j^i(k) \tilde{z}_j^i(k) \\ P_j^i(k) = P_j^i(k|k-1) - K_j^i(k) S_j^i(k) K_j^i(k)^T \end{cases} \quad (14)$$

5) 模型概率更新和多模型估计融合。

量测  $z_j$  与模型  $i$  匹配的似然函数

$$\begin{aligned} A_j^i(k) &= |2\pi S_j^i(k)|^{-1/2} \times \\ &\exp\left[-\frac{1}{2} \tilde{z}_j^i(k)^T S_j^i(k)^{-1} \tilde{z}_j^i(k)\right] \end{aligned} \quad (15)$$

则模型  $i$  概率更新为

$$\mu_j^i(k) = \frac{\Lambda_j^i(k) \bar{\mu}_j^i(k-1)}{\sum_{i=1}^N \Lambda_j^i(k) \bar{\mu}_j^i(k-1)} \quad (16)$$

那么,  $k$  时刻传感器  $j$  的综合状态估计和协方差阵分别为

$$\begin{cases} \hat{x}_j(k) = \sum_{i=1}^N \hat{x}_j^i(k) \mu_j^i(k) \\ P_j(k) = \sum_{i=1}^N \{ P_j^i(k) + [\hat{x}_j(k) - \hat{x}_j^i(k)] \times \\ [\hat{x}_j(k) - \hat{x}_j^i(k)]^T \} \mu_j^i(k) \end{cases} \quad (17)$$

6) 联邦滤波器综合估计。

主滤波器没有量测, 其滤波更新为  $\hat{x}_m^i(k|k-1)$  和  $P_m^i(k|k-1)$ , 最后将各子滤波器局部状态估计和主滤波器估计进行融合, 得到全局的目标状态最优估计

$$\begin{cases} P_g(k) = \left[ \sum_{j=1}^M P_j(k)^{-1} + P_m(k|k-1)^{-1} \right]^{-1} \\ \hat{x}_g(k) = P_g(k) \left[ \sum_{j=1}^M P_j(k)^{-1} \hat{x}_j(k) + \right. \\ \left. P_m(k|k-1)^{-1} \hat{x}_m(k|k-1) \right] \end{cases} \quad (18)$$

## 4 仿真分析

为了验证联邦 IMM 滤波器的估计性能, 将其与 IMM 滤波融合算法<sup>[9]</sup>以及传统的联邦 Kalman 滤波器<sup>[4-5]</sup>进行分析比较, 仿真参数见表 1。

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

参数	默认值
扫描间隔/s	1
传感器数量	3
仿真时间/s	200
各传感器的量测噪声标准差	50、100、150
每次扫描的虚警期望值	3
仿真次数	20

假设目标在二维笛卡尔坐标系中做 S 型运动, 目标初始位置位于坐标原点, 运动过程分成 5 个相同时间长度的运动阶段: 第一、三、五阶段为匀速直线运动,  $X$  和  $Y$  方向的速度均为 200 m/s; 第二、四阶段是转弯角度为  $\pi$  的匀速转弯运动。各 IMM 滤波器均采用 1 个匀速模型和 2 个加速模型, 各模型的过程噪声协方差阵分别为  $Q^1 = Q^2 = I, Q^3 = 2I, I$  为单位阵, 模型转移

$$\pi = \begin{bmatrix} 0.95 & 0.025 & 0.025 \\ 0.025 & 0.95 & 0.025 \\ 0.025 & 0.025 & 0.95 \end{bmatrix}$$

图 4~图 6 分别展示了目标做 S 型运动情况下, 各类滤波器所产生的滤波航迹, 以及相应的位置估计误差和速度估计误差。由图 5 和图 6 所示的位置和速度估计误差曲线可见, 联邦 IMM 滤波器的航迹估计误差要小于

IMM 滤波融合以及联邦 Kalman 滤波器。尤其是在目标做转弯运动的 40~80 s 和 120~160 s 两次扫描时间内, IMM 滤波融合以及联邦 Kalman 滤波器的航迹误差曲线均发生了明显变化, 而联邦 IMM 滤波器的位置和速度变化幅度则相对较小, 其滤波结果始终保持在一定的范围内, 能够保持滤波的稳定性。而目标在做匀速运动时 (扫描周期 80~120 s 和 160~200 s) 匹配 Kalman 滤波算法的线性运动模型, IMM 滤波融合以及联邦 Kalman 滤波器的滤波精度要高于联邦 IMM 滤波器, 因此联邦 IMM 滤波器对目标匀速运动的滤波性能并不出色。

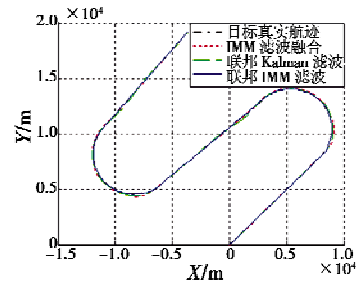


图 4 目标真实航迹和各融合航迹

Fig. 4 The actual and fused tracks of target

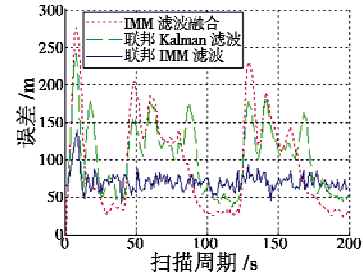


图 5 各融合航迹的位置估计误差

Fig. 5 The position estimation error of fused tracks

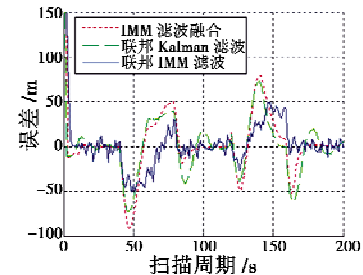


图 6 各融合航迹的 X 方向速度估计误差

Fig. 6 The velocity estimation error of X direction

## 5 结论

联邦处理器的子滤波器通常采用 Kalman 滤波算法, 要求系统的动态模型是线性且准确的, 并且噪声的统计特性服从高斯分布, 因此对实际目标尤其是机动目标会产生较大的估计误差。针对此问题, 本文将联邦滤波器与动态多模型估计算法相结合, 提出了一种基于交互式多模型算法的联邦滤波器。该算法采用交互式多

模型算法来代替卡尔曼滤波算法作为子滤波器,克服非线性条件下的滤波发散,从而提高滤波稳定性和状态估计精度。仿真结果表明,联邦 IMM 滤波器在目标做机动的情况下可以实现算法快速收敛,估计误差始终保持在一定的范围内,具有良好的稳定性和容错性。此外,本算法的运算量相对于当前通用的滤波算法而言较高,因此在实际工程中适合与线性滤波算法相结合应用,在目标做机动时采用本算法来减少滤波误差,而在目标做线性运动时切换至线性滤波算法。

### 参考文献

- [1] 何友,王国宏,陆大铨等.多传感器信息融合及应用[M].北京:电子工业出版社,2000.  
HE Y, WANG G H, LU D J, et al. Multisensor information fusion with applications [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2000.
- [2] 韩崇昭,朱洪艳,段战胜,等.多源信息融合[M].北京:清华大学出版社,2010.  
HAN C Z, ZHU H Y, DUAN Z S, et al. Multi-source information fusion [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2010.
- [3] CALSON N A. Federated filter for fault-tolerant integrated navigation systems[C]//Proceedings of Position Location and Navigation System, Orlando, IEEE, 1988:110-119.
- [4] 张明源,王宏力.强跟踪联邦的卡尔曼滤波器设计[J].自动测量与控制,2007,26(6):70-74.  
ZHANG M Y, WANG H L. Strong tracking federated Kalman filter design [J]. Automatic Measurement and Control, 2007, 26(6):70-74.
- [5] CALSON N A, BERARDUCCI M P. Federated Kalman filter simulation results [J]. Navigation Fall, 1994, 41(3):297-321.
- [6] BAR-SHALOM Y, CHANG K C, BLOM H A P. Tracking a maneuvering target using input estimation versus the interacting multiple model algorithm[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 1989, 25(2):296-300.
- [7] 陈欢欢,陶建锋,周峰,等.基于EPF-IMM算法的高机动目标跟踪研究[J].电光与控制,2010,17(10):17-19.  
CHEN H H, TAO J F, ZHOU F, et al. Tracking of high-maneuvering target based on EPF-IMM algorithm [J]. Electronics Optics & Control, 2010, 17(10):17-19.
- [8] 刘瑞华,刘建业.联邦滤波信息分配新方法[J].中国惯性技术学报,2001,9(2):28-32.  
LIU R H, LIU J Y. A new method of information sharing in federated filter [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2001, 9(2):28-32.
- [9] 王得利.分布式多传感器交互式多模型融合算法[J].唐山学院学报,2011,24(3):83-85.  
WANG D L. Distributed multiple sensors' interactive multi-model fusion algorithm [J]. Journal of Tangshan College, 2011, 24(3):83-85.
- [10] 王洪锋,单甘霖,梅卫.低空反导机动目标跟踪技术研究[J].电光与控制,2006,13(2):8-11.  
WANG H F, SHAN G L, MEI W. Research on maneuvering target tracking in low altitude anti-missile system [J]. Electronics Optics & Control, 2006, 13(2):8-11.
- [11] YEPES J L, HWANG I, ROTE M. New algorithms for aircraft intent inference and trajectory prediction [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 2007, 30(2):370-382.
- [12] LI X R, JILKOV V P. Survey of maneuvering target tracking. Part I. Dynamic models[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2003, 39(4):1333-1364.
- [13] LI X R, JILKOV V P. A survey of maneuvering target tracking: Dynamic models[C]//Proc. 2000 SPIE Conf. on Signal and Data Processing of Small Targets, 2000, 4048:212-236.
- [14] LI X R, JILKOV V P. A survey of maneuvering target tracking—Part II: Ballistic target models [C]//Proceedings of 2001 SPIE Conference on Signal and Data Processing of Small Targets, 2001, 4473:559-581.
- [15] BARHYDT R, WARREN A W. Newly enacted intent changes to ADS-MASPS: Emphasis on operations, compatibility, and integrity[J]. AIAA Paper, 2002:4932-4938.
- [16] KUMAR K S P, ZHOU H. A 'current' statistical model and adaptive algorithm for estimating maneuvering targets [J]. Journal of Guidance, Control, and Dynamics, 1984, 7(5):596-602.

(上接第45页)