

文章编号: 1001-0920(2011)08-1126-05

## 被动多传感器自适应曲线模型跟踪新算法

杨金龙, 姬红兵, 刘娟丽

(西安电子科技大学 电子工程学院, 西安 710071)

**摘要:** 针对被动多传感器机动目标跟踪系统中, 由于目标机动性能的不确定以及存在的非线性而导致系统模型与目标实际运动模式难以匹配的问题, 提出一种新的自适应曲线模型跟踪算法. 该算法通过建立新的方向角模型, 设计一种自适应的转弯角速度估计方法, 实时计算每个采样时刻目标的切向加速度, 以获得与目标实际运动模式相匹配的运动模型, 并与扩展卡尔曼滤波相结合, 有效提高了被动多传感器下机动目标的跟踪精度.

**关键词:** 机动目标跟踪; 被动多传感器; 集中式融合; 曲线模型

**中图分类号:** TN953

**文献标识码:** A

## Adaptive curvilinear model based target tracking algorithm for multiple passive sensors

YANG Jin-long, JI Hong-bing, LIU Juan-li

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China. Correspondent: YANG Jin-long, E-mail: yjlgedeng@163.com)

**Abstract:** When tracking a maneuvering target by multiple passive sensors, it is difficult to match a tracking model with the actual motion pattern due to the uncertain changes of target states and the existence of nonlinearity. Therefore, a new maneuvering target tracking algorithm is proposed based on adaptive curvilinear model. A new model of direction angle is introduced to design the estimation method of the adaptive turning angular velocity and calculating tangential acceleration at each sampling time, through which the curvilinear model matching well with the actual motion pattern can be obtained. Then, the classical EKF is combined to tracking the maneuvering target, which effectively improves the target tracking accuracy for multiple passive sensors.

**Key words:** maneuvering target tracking; multiple passive sensors; central fusion; curvilinear model

### 1 引言

传统的目标跟踪主要是基于雷达提供的数据得以实现, 然而在现代战争中, 低空和超低空突防、综合性电子干扰、目标电磁隐身和反辐射导弹等技术给有源雷达探测带来了严重威胁. 被动探测以其良好的隐蔽性、抗电磁干扰和电磁隐身等优点<sup>[1-2]</sup>, 对于提高防御系统在电子作战环境下的生存能力具有重要作用, 越来越受到国内外学者的广泛关注. 然而, 被动传感器探测系统通常仅能获得目标的角度信息, 无法获得距离信息, 属于不完全观测, 存在较强的观测非线性. 此外, 随着航空航天技术的发展, 战斗机等飞行器的机动性能越来越强, 使得对被动多传感器下机动目标跟踪的难度也越来越大, 成为目标跟踪领域的一个难点问题, 因此对其研究具有重要的实际意义.

机动目标跟踪属于混合系统的联合状态估计问题, 在现有的混合系统估计算法中, 交互多模型 (IMM) 算法<sup>[3]</sup>被认为是最有效的多模型算法之一. 但仍然存在两个缺陷: 一是当 IMM 算法中的模型集太少, 不能覆盖目标的所有运动模式时, 目标的跟踪性能会急速下降, 甚至导致滤波器发散; 二是当 IMM 算法中的模型集过于细化时, 会增加计算的复杂度, 而且还会引起模型之间的不必要竞争, 导致滤波器性能下降<sup>[4]</sup>. 针对模型与目标实际运动模式难以匹配的问题, 近年来国内外学者进行了大量的研究, 提出了自适应交互多模型算法 (AIMM) 及其改进算法<sup>[5-9]</sup>. AIMM 算法主要是利用目标的机动特性对模型作出自适应调整, 使其与目标真实运动模式能够更好匹配, 提高了算法的跟踪精度. 文献 [8] 提出采用曲线模型

收稿日期: 2010-04-26; 修回日期: 2010-06-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60871074).

作者简介: 杨金龙(1981—), 男, 博士生, 从事机动目标跟踪、信息融合等研究; 姬红兵(1963—), 男, 教授, 博士生导师, 从事多传感器目标跟踪、雷达目标识别与分类等研究.

跟踪转弯机动目标,但由于采用了固定的切向加速度模型集合,导致对角速度的估计需依赖于事先设定的模型集合,缺乏模型自适应性.文献[9]提出通过内嵌交互多模型对目标角速度进行自适应滤波,避免了预先设定切向加速度模型集合.但由于该算法对目标方向角的定义存在不足,使其对转弯角速度的估计不准确,存在较大的峰值误差.若将该算法直接用于非线性较强的被动多传感器观测系统下对机动目标进行跟踪,则将导致目标失跟现象,甚至滤波器发散.

针对上述问题,本文提出一种新的被动多传感器下曲线模型自适应机动目标跟踪算法,建立了新的方向角估计模型,可以较准确地计算出目标的转弯角速度,获得与目标实际运动模式更加匹配的曲线模型,从而有效提高了对角测机动目标的跟踪精度.

### 2 被动多传感器目标跟踪模型

假设目标的状态方程和观测方程分别为

$$X_k = f(X_{k-1}) + W_k, \tag{1}$$

$$Z_k = h(X_k) + V_k. \tag{2}$$

其中:  $X_k = [x_k, \dot{x}_k, y_k, \dot{y}_k, z_k, \dot{z}_k]$  为  $k$  时刻的目标状态,包含目标的位置和速度信息;  $f(X_{k-1})$  为状态转移函数;  $h(X_k)$  为非线性观测函数;  $W_k$  和  $V_k$  分别为状态噪声和观测噪声,且相互独立.假设被动多传感器观测系统由位于同一平面的  $N$  个静止被动传感器组成,以该平面建立直角坐标系,目标与传感器间的几何关系如图 1 所示.其中:传感器  $S_i$  的位置坐标为  $(s_x^i, s_y^i, s_z^i)$ ,  $i = 1, 2, \dots, N$ ;  $\alpha_k^i$  和  $\beta_k^i$  分别表示  $k$  时刻第  $i$  个传感器测得目标的方位角和俯仰角,且与目标位置之间存在如下的非线性关系:

$$\alpha_k^i = \arctan \frac{x_k^t - s_x^i}{y_k^t - s_y^i},$$

$$\beta_k^i = \arctan \frac{z_k^t - s_z^i}{\sqrt{(x_k^t - s_x^i)^2 + (y_k^t - s_y^i)^2}}. \tag{3}$$

定义  $Z_k = [\alpha_k^1, \beta_k^1, \dots, \alpha_k^N, \beta_k^N]^T$  为系统  $k$  时刻的观测向量.本文采用集中式融合策略<sup>[10]</sup>,将  $k$  时刻各传感器的观测信息送到数据融合中心进行数据融合,从而估计出目标的状态.

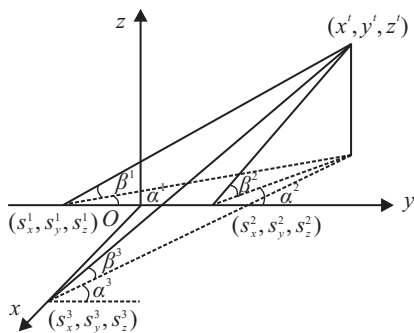


图 1 目标与被动传感器的几何关系

### 3 曲线模型跟踪算法

假设某一时刻,目标在二维平面内作转弯运动,则目标  $x$  方向和  $y$  方向的速度可用切向速度  $V(t)$  和方向角  $\phi(t)$  来描述.如图 2 所示,  $a_t(t)$  和  $a_n(t)$  分别为  $t$  时刻的切向加速度和法向加速度,目标作圆周运动的标准方程<sup>[7]</sup>为

$$\frac{d\phi(t)}{dt} = \frac{a_n(t)}{V(t)}, \tag{4}$$

$$\frac{dV(t)}{dt} = a_t(t). \tag{5}$$

目标在  $x$  方向和  $y$  方向的速度分量分别为

$$\frac{dx}{dt} = V(t) \sin \phi(t), \tag{6}$$

$$\frac{dy}{dt} = V(t) \cos \phi(t). \tag{7}$$

由式(4)~(7)可推得目标曲线运动模型的状态方程离散形式为

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ \dot{x}(k+1) \\ y(k+1) \\ \dot{y}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(\omega_k T)}{\omega_k} & 0 & \frac{1 - \cos(\omega_k T)}{\omega_k} \\ 0 & \cos(\omega_k T) & 0 & \frac{\sin(\omega_k T)}{\omega_k} \\ 0 & \frac{\cos(\omega_k T) - 1}{\omega_k} & 1 & \frac{\sin(\omega_k T)}{\omega_k} \\ 0 & -\sin(\omega_k T) & 0 & \cos(\omega_k T) \end{bmatrix} \times$$

$$\begin{bmatrix} x(k) & \dot{x}(k) & y(k) & \dot{y}(k) \end{bmatrix}^T +$$

$$\begin{bmatrix} b_1 & b_2 & b_3 & b_4 \end{bmatrix}^T a_t(k). \tag{8}$$

其中

$$b_1 = T \cos \phi_k / \omega_k + \sin \phi_k / \omega_k^2 - \sin(\phi_k + \omega_k T) / \omega_k^2,$$

$$b_2 = \cos \phi_k / \omega_k - \cos(\phi_k + \omega_k T) / \omega_k,$$

$$b_3 = \cos \phi_k / \omega_k^2 + T \sin \phi_k / \omega_k - \cos(\phi_k + \omega_k T) / \omega_k^2,$$

$$b_4 = \sin(\phi_k + \omega_k T) / \omega_k + \sin \phi_k / \omega_k, \tag{9}$$

$\omega_k$  和  $\phi_k$  分别表示  $k$  时刻目标的转弯角速度和方向角,  $T$  为采样间隔.

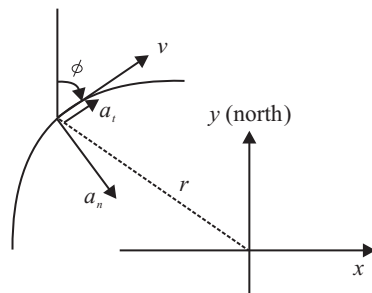


图 2 目标运动模型

式(8)描述的目标运动曲线模型包含了丰富的目标运动模式<sup>[8]</sup>,覆盖了目标运动的大部分模式,如匀速直线运动,匀加速运动,匀速圆周运动,以及介于这3种运动之间的所有运动模式,对于跟踪机动目标具有很强的模型适应性.因此,只要能实时估计出式(8)中每个采样时刻目标的转弯角速度和切向加速

度,便可获得与目标实际运动模式相匹配的运动模型,从而实现机动目标的跟踪。

文献[9]提出了一种估计目标转弯角速度方法,利用上一时刻目标速度的估计值计算出目标当前时刻的方向角并作为目标转弯角速度的伪量测值,进而估计出目标的转弯角速度。但由于该算法中定义方向角的连续区间为 $[0, 2\pi]$ ,若目标运动过程中,方向角从平面直角坐标系象限 I 区到象限 II 区,或者象限 II 区到象限 I 区(简称为“过渡性区域”)过渡,即由 $\pm 2\pi \rightarrow 0$ 或 $0 \rightarrow \pm 2\pi$ 区域过渡时存在一个角度突变,导致对目标转弯角速度估计时会出现一个较大的峰值误差,从而影响目标跟踪的精度,严重时会导致跟踪滤波器发散。此外,在过渡性区域,由于目标速度的正负估计不精确,还会导致目标方向角存在区域的“虚假切换”问题。

#### 4 被动曲线模型自适应跟踪新算法

针对以上问题,本文将目标的方向角区间推广定义为 $(-\infty, \infty)$ 的连续区域,且充分考虑目标顺时针和逆时针方向运动情况,提出一种被动多传感器下机动目标跟踪的曲线模型自适应算法。

##### 4.1 方向角模型建立

目标的方向角 $\phi_k$ 重新定义如下:

当 $\phi_k \geq 0$ 时,有

$$\phi_k = \begin{cases} \arctan(\dot{x}(k)/\dot{y}(k)) + 2n(k)\pi, \\ \dot{x}(k) > 0, \dot{y}(k) > 0, \dot{x}(k-1) > 0; \\ \phi_{k-1} + \omega_{k-1}, \dot{x}(k) > 0, \dot{y}(k) > 0, \dot{x}(k-1) < 0; \\ \arctan(\dot{x}(k)/\dot{y}(k)) + 2n(k)\pi + 2\pi, \\ \dot{x}(k) < 0, \dot{y}(k) > 0, \dot{x}(k-1) < 0; \\ \phi_{k-1} + \omega_{k-1}, \dot{x}(k) < 0, \dot{y}(k) > 0, \dot{x}(k-1) > 0; \\ \arctan(\dot{x}(k)/\dot{y}(k)) + 2n(k)\pi + \pi, \text{ otherwise.} \end{cases} \quad (10)$$

当 $\phi_k < 0$ 时,有

$$\phi_k = \begin{cases} \arctan(\dot{x}(k)/\dot{y}(k)) + 2(n(k) + 1)\pi - 2\pi, \\ \dot{x}(k) > 0, \dot{y}(k) > 0, \dot{x}(k-1) > 0; \\ \phi_{k-1} + \omega_{k-1}, \dot{x}(k) > 0, \dot{y}(k) > 0, \dot{x}(k-1) < 0; \\ \arctan(\dot{x}(k)/\dot{y}(k)) + 2(n(k) + 1)\pi, \\ \dot{x}(k) < 0, \dot{y}(k) > 0, \dot{x}(k-1) < 0; \\ \phi_{k-1} + \omega_{k-1}, \dot{x}(k) < 0, \dot{y}(k) > 0, \dot{x}(k-1) > 0; \\ \arctan(\dot{x}(k)/\dot{y}(k)) + 2(n(k) + 1)\pi - \pi, \text{ otherwise.} \end{cases} \quad (11)$$

其中 $n(k)$ 为一个计数项,可以防止象限区域的“虚假

切换”。当目标的方向角从象限 II 区过渡到象限 I 区一次时, $n(k)$ 加 1;从象限 I 区过渡到象限 II 区一次时, $n(k)$ 减 1,使目标的方向角由原来的主值区间 $[0, 2\pi]$ 扩展到 $(-\infty, \infty)$ 连续变化区域,不存在角度突变情况,从而使其对目标方向角的估计更加准确,避免了由于方向角在“过渡性区域”突变而导致较大峰值误差的问题,提高了算法对机动目标跟踪的精度。

##### 4.2 转弯角速度自适应滤波及运动模型获取

当前统计模型认为,当目标以某一角加速度机动时,下一时刻的角加速度取值是有限的,且只能在当前角加速度的邻域内,机动角加速度的当前概率密度用修正的瑞利分布描述,均值为当前角加速度的预测值,随机机动角加速度在时间轴上符合一阶时间相关过程。考虑到当前统计模型对机动目标跟踪具有良好的适应性,但对匀速运动目标估计精度不高,本文采用当前统计模型和匀速运动模型进行交互滤波,将式(10)和(11)计算出的方向角 $\phi_k$ 作为 $k$ 时刻的伪量测值,实时估计目标的转弯角速度。假设 $\Phi_k = [\phi_k \ w_k \ \beta_k]^T$ 为目标方向角的状态向量, $\beta_k$ 为 $k$ 时刻目标的角加速度,则目标方向角的当前统计模型状态方程和量测方程可描述为

$$\Phi_{k+1} = A_k \Phi_k + B_k \bar{\beta}_k + w_k, \quad (12)$$

$$\phi_k = H \Phi_k + v_k. \quad (13)$$

其中: $H = [1 \ 0 \ 0]$ , $A_k$ 和 $B_k$ 分别为状态转移矩阵和输入矩阵, $\bar{\beta}_k$ 为 $k$ 时刻的角加速度估计值, $w_k$ 和 $v_k$ 分别为状态噪声和观测噪声。设 $\beta_{\max}$ 和 $\beta_{\min}$ 分别表示目标角加速度正、负最大值,则目标转弯角速度估计的方差为

$$\sigma_a^2 = \begin{cases} \frac{4-\pi}{\pi} [\beta_{\max} - \bar{\beta}_k]^2, \bar{\beta}_k^2 > 0; \\ \frac{4-\pi}{\pi} [\beta_{\min} - \bar{\beta}_k]^2, \bar{\beta}_k^2 < 0. \end{cases} \quad (14)$$

具体的滤波步骤与传统的交互多模型<sup>[3]</sup>相似,通过输入交互、滤波、模型概率更新以及融合输出这 4 步,便可实时估计出目标的方向角 $\phi_k$ 和转弯角速度 $w_k$ 。根据式(5)~(7),可推出目标的切向加速度为

$$a_t(k) = [a(k)^2 - a_n(k)^2]^{1/2} = [\dot{x}(k)^2 + \dot{y}(k)^2 - V(k)^2 w_k^2]^{1/2}. \quad (15)$$

其中: $\ddot{x}(k) = (\dot{x}(k) - \dot{x}(k-1))/T$ , $\ddot{y}(k) = (\dot{y}(k) - \dot{y}(k-1))/T$ , $\dot{x}(k)$ 和 $\dot{y}(k)$ 分别为目标在 $x$ 和 $y$ 方向上的速度分量。将 $w_k$ 和由式(15)计算出的 $a_t(k)$ 代入式(8),即可获得与目标实际运动情况相匹配的运动模型;然后结合经典的非线性扩展卡尔曼滤波(EKF)算法,从而可实现对被动角测机动目标自适应跟踪,且算法具有良好的跟踪性能。

### 4.3 算法基本步骤

1) 初始化. 采用最小二乘定位技术确定目标的初始位置; 并用前两个时刻目标的位置信息确定目标的初始速度, 从而获得目标初始时刻的方向角度.

2) 估计目标的方向角  $\phi_k$  及转弯角速度  $w_k$ , 并计算切向加速度  $a_t(k)$ .

3) 根据式 (8) 计算曲线模型, 并进行EKF递推滤波, 估计出目标的状态.

## 5 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性和实时性, 考虑一个被动多传感器下机动目标的跟踪例子, 分别与传统 IMM 算法<sup>[3]</sup>及文献 [9] 中算法进行对比. 假设目标在固定高度上作水平机动飞行, 三维曲线运动的状态方程为

$$\begin{aligned}
 & [x(k+1) \quad \dot{x}(k+1) \quad y(k+1) \quad \rightarrow \\
 & \leftarrow \dot{y}(k+1) \quad z(k+1) \quad \dot{z}(k+1)]^T = \\
 & \begin{bmatrix} 1 & \frac{\sin(\omega_k T)}{\omega_k} & 0 & \frac{1 - \cos(\omega_k T)}{\omega_k} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\cos(\omega_k T)}{\omega_k} & 0 & \frac{\sin(\omega_k T)}{\omega_k} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{\cos(\omega_k T) - 1}{\omega_k} & 1 & \frac{\sin(\omega_k T)}{\omega_k} & 0 & 0 \\ 0 & -\sin(\omega_k T) & 0 & \cos(\omega_k T) & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \times \\
 & \begin{bmatrix} x(k) & \dot{x}(k) & y(k) & \dot{y}(k) & z(k) & \dot{z}(k) \end{bmatrix}^T + \\
 & [b_1 \quad b_2 \quad b_3 \quad b_4 \quad 0 \quad 0]^T a_t(k).
 \end{aligned}$$

其中:  $b_1, b_2, b_3$  和  $b_4$  与式 (9) 相同.

目标的起始位置为 (2 km, 10 km, 3 km), 初始速度为 (172 m/s, 246 m/s, 0), 在起始的 20 个采样间隔内作匀速直线运动; 第 21 到第 60 个采样间隔内作左转弯运动, 转弯速率为  $8^\circ/s$ ; 从第 61 到第 80 个采样间隔内作匀加速运动,  $x$  方向和  $y$  方向的加速度分别为  $0 \text{ m/s}^2$  和  $30 \text{ m/s}^2$ . 采样周期取  $T = 1 \text{ s}$ , 角度测量误差标准差为  $1 \text{ mrad}$ . 假定有 3 个被动传感器, 且采用三角布站的方式, 位置分别为 (0 km, 10 km, 0 km), (10 km, 10 km, 0 km), (5 km, 20 km, 0 km). 目标运动真实轨迹如图 3 所示.

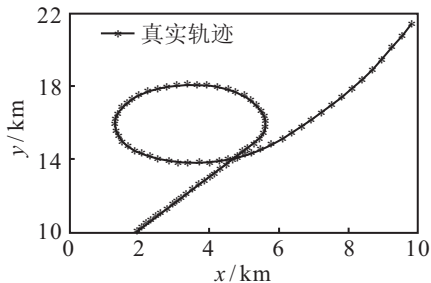


图 3 目标在  $x$ - $y$  平面的运动轨迹

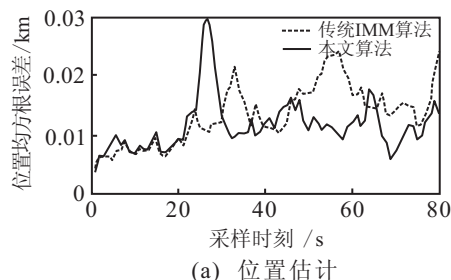
**实验 1** 本文算法与传统 IMM 算法的比较. 假定传统 IMM 算法中采用的模型集包含 3 个运动模型, 分别为匀速直线运动模型, 转弯率为  $2^\circ/s$  的左转弯运动模型, 以及  $x$  方向和  $y$  方向的加速度分别为  $5 \text{ m/s}^2$  和  $4 \text{ m/s}^2$  的匀加速运动模型. 模型的初始概率为  $[1/3, 1/3, 1/3]$ , 转移概率矩阵为

$$P_1 = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.1 & 0.1 \\ 0.1 & 0.8 & 0.1 \\ 0.1 & 0.1 & 0.8 \end{bmatrix}.$$

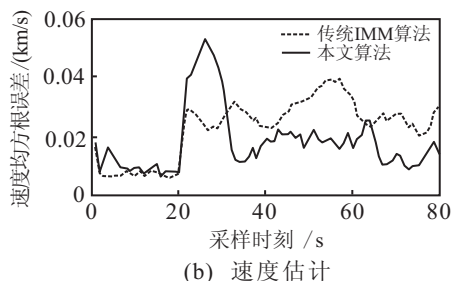
本文算法中, 当前统计模型角加速度的最大值设为  $0.6 \text{ rad/s}^2$ , 且当前统计模型与匀速运动模型的初始概率为  $[0.5, 0.5]$ , 转移概率矩阵为

$$P_2 = \begin{bmatrix} 0.8 & 0.2 \\ 0.2 & 0.8 \end{bmatrix}.$$

图 4 给出了本文算法与传统 IMM 算法对目标位置估计和加速度估计的均方根误差对比情况. 显然, 当传统 IMM 算法中的模型集与目标的实际运动模式不完全匹配时, 对目标位置估计和速度估计的均方根误差都明显大于本文算法. 虽然本文算法在目标机动后的几个采样间隔内出现了较大误差, 但在几个时间间隔内能迅速收敛, 且具有较好的稳定性.



(a) 位置估计



(b) 速度估计

图 4 本文算法与传统 IMM 算法性能对比

另外, 本文算法不需要目标运动模型的先验信息, 只要实时估计出目标的转弯角速度, 便可获得与目标真实运动模式相匹配的运动模型, 避免了传统 IMM 算法需根据模型的先验信息来设计模型集的不足. 本文算法还具有较好的实时性. 在相同仿真环境下, 传统 IMM 算法的单步运行时间约为  $1.5 \text{ ms}$ , 而本文算法仅为  $0.7 \text{ ms}$ . 这是因为结合 EKF 进行被动跟踪时, 传统 IMM 算法在交互滤波时的状态向量为 9 维, 且采用 3 个运动模型, 单步滤波过程中需分别计算 3 个不同的线性化观测矩阵; 而本文算法在交互滤波

估计转弯角速度时, 状态向量为3维的角度向量, 只采用两个模型, 且单步滤波过程中仅需计算一次线性化观测矩阵。

**实验 2** 本文算法与文献[9]算法比较. 仿真场景与实验 1 相同, 图 5 给出了本文算法与文献[9]算法的跟踪性能对比情况. 可以明显看出, 当目标经过“过渡性区域”时, 本文算法对目标位置、速度及转弯角速度的估计结果均好于文献[9]算法。

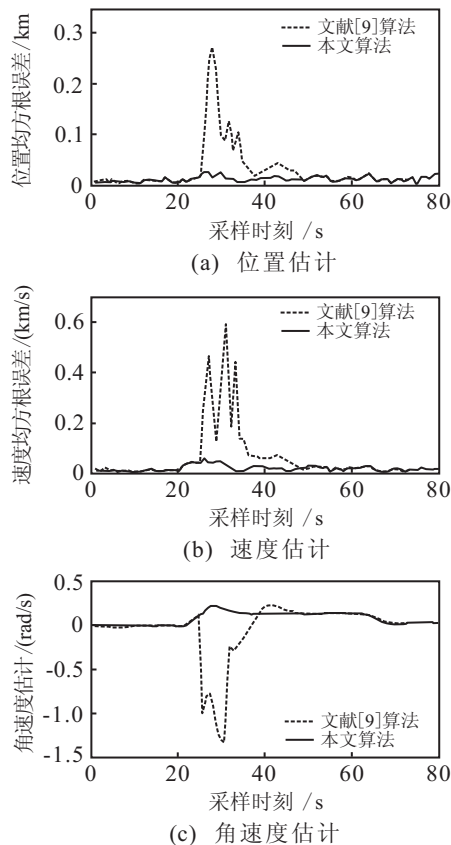


图 5 本文算法与文献[9]算法的跟踪性能对比

由于文献[9]算法中对方向角定义存在角度突变的缺陷, 直接导致对目标位置和速度的估计出现较大的峰值误差. 表 1 给出了在不同测角误差下, 两种算法对目标估计的峰值误差比较情况(其中: 位置的单位是 km, 速度的单位是 km/s). 可以看出, 文献[9]算法对目标位置和速度估计的峰值误差较大, 容易导致目标失跟. 当实验中测角误差标准差增大为 3 mrad 时, 文献[9]算法导致滤波器发散; 而本文算法仍能对目标进行可靠跟踪, 具有良好的适应性和稳定性。

表 1 峰值误差比较 ( $r$  表示测角误差标准差, - 表示发散)

算 法	$r = 1 \text{ mrad}$		$r = 2 \text{ mrad}$		$r = 3 \text{ mrad}$	
	位置	速度	位置	速度	位置	速度
文献[9]算法	0.2771	0.6026	0.6297	0.8674	-	-
本文算法	0.0351	0.0571	0.0498	0.0951	0.1145	0.1387

## 6 结 论

针对被动多传感器的机动目标跟踪系统中模型

与目标实际运动模式难以匹配的问题, 本文提出了一种新的曲线模型自适应跟踪算法, 采用集中式融合策略, 将各个被动传感器的观测信息同时传送到融合中心, 统一进行融合跟踪. 本文算法不需要机动的先验信息, 通过实时估计目标转弯角速度, 便可获得与目标实际运动模式相匹配的曲线运动模型, 自适应地估计目标状态. 与已有的算法相比, 新算法具有较好的实时性及更高的跟踪精度, 其较强的模型适应性和稳定的跟踪性能对于实际应用具有一定的参考价值。

## 参考文献(References)

- [1] Musicki D. Multi-target tracking using multiple passive bearings-only asynchronous sensors[J]. IEEE Trans on AES, 2008, 44(3): 1151-1160.
- [2] Hui Chen, Liu Wei-rong, Mao Hai-jie, et al. Bearing-only data association algorithm for single warship target tracking system[C]. Int Joint Conf on Computational Sciences and Optimization. Sanya, 2009: 252-254.
- [3] Blom H A P, Bar-Shalom Y. The interacting multiple model algorithm for systems with Markovian switching coefficients[J]. IEEE Trans on AC, 1988, 33(8): 780-783.
- [4] Li X R, Bar-Shalom Y. Multiple model estimation with variable structure[J]. IEEE Trans on AC, 1996, 41(4): 478-493.
- [5] Munir A, Artherson D P. Adaptive interacting multiple model algorithm for tracking a maneuvering target[J]. IEEE Proc of Radar Sonar and Navigation, 1995, 142(1): 11-17.
- [6] Efe M, Atherton D P. Maneuvering target tracking using adaptive turn rate models in the interacting multiple model algorithm[C]. Proc of Conf on Decision and Control. Kobe, 1996: 3151-3156.
- [7] Best R A, Norton J P. A new model and efficient tracker for a target with curvilinear motion[J]. IEEE Trans on AES, 1997, 33(3): 1030-1037.
- [8] 李涛, 王宝树, 乔向东. 曲线模型的半自适应交互多模型跟踪方法[J]. 电子学报, 2005, 33(2): 332-335. (Li T, Wang B S, Qiao X D. Half adaptive interacting multiple model tracking algorithm of curvilinear model[J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(2): 332-335.)
- [9] Sun F M, Ma Y H, Xu E. Maneuvering target tracking approaches based on turning rate estimation[C]. The 3rd Int Symposium on Intelligent Information Technology Application. Nanchang, 2009: 213-216.
- [10] 杨柏胜, 姬红兵. 基于无极卡尔曼滤波的被动多传感器融合跟踪[J]. 控制与决策, 2008, 23(4): 460-463. (Yang B S, Ji H B. Multi-passive-sensor fusion tracking based on unscented Kalman filter[J]. Control and Decision, 2008, 23(4): 460-463.)